

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ УКРАИНЫ

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
"ХАРЬКОВСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ"

**В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный**

**МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ  
УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ ДИЗЕЛЬ-ПОЕЗДОВ**

Харьков  
Изд. центр "НТМТ"  
2013

**УДК 629.424:681.5.015.23**

**ББК 39.235**

**Д 53**

Рецензенты:

*Б.И. Кузнецов*, д-р техн. наук, профессор, Научно-технический центр магнетизма технических объектов НАН Украины (г. Харьков);

*Г.И. Загарий*, д-р техн. наук, профессор, Украинская государственная академия железнодорожного транспорта (г. Харьков);

*В.И. Носков*, д-р техн. наук, профессор, академик Транспортной Академии наук Украины, НТУ "ХПИ"

Утверждено редакционно-издательским советом НТУ "ХПИ", протокол № 1 от 7.06.13 г.  
Публикуется по решению ученого совета НТУ "ХПИ", протокол № 6 от 5.07.13 г.

У монографії викладені наукові основи, методологія та результати практичного розв'язання актуальних задач моделювання та оптимізації процесів керування рухом дизель-поїздів та розробки системи підтримки прийняття рішень машиністом для автоматизації процесів керування рухом дизель-поїзда з тяговим асинхронним приводом.

Для наукових та інженерно-технічних працівників, які займаються проектуванням й обслуговуванням тягового рухомого складу, а також фахівців з теорії автоматичного керування та застосування штучних нейронних мереж.

**Дмитриенко В.Д.** Моделирование и оптимизация процессов управления движением дизель-поездов / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный. – Х.: Изд. центр "НТМТ", 2013. – 248 с. – На рус. языке.

ISBN 978-617-578-135-7

В монографии изложены научные основы, методология и результаты практического решения актуальных задач моделирования и оптимизации процессов управления движением дизель-поездов и разработки системы поддержки принятия решений машинистом для автоматизации процессов управления движением дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом.

Для научных и инженерно-технических работников, занимающихся проектированием и обслуживанием тягового подвижного состава, а также специалистов по теории автоматического управления и применению искусственных нейронных сетей.

Ил. 59. Табл. 8. Библиогр. 168 назв.

ISBN 978-617-578-135-7

**УДК 629.424:681.5.015.23**

**ББК 39.235**

© В.Д. Дмитриенко,  
А.Ю. Заковоротный, 2013

## ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ

АПК	– аппаратно-программный комплекс;
АРТ	– адаптивная резонансная теория;
АРТ-1	– дискретная нейронная сеть адаптивной резонансной теории;
АРТ-2	– непрерывная нейронная сеть адаптивной резонансной теории;
БЗ	– база знаний;
ДАП	– двунаправленная ассоциативная память;
КМ	– контроллер машиниста;
МК	– маршрутная карта;
МСУД	– микропроцессорная система управления и диагностики;
ПАК	– программно-аппаратный комплекс;
ПСОРД	– подсистема сбора, обработки и регистрации данных;
СППРМ	– систем поддержки принятия решений машинистом;
СУ	– система управления;
ТАД	– тяговый асинхронный двигатель;
ТР	– тяговые расчеты;
ЦБУ	– центральный блок управления.

### **ВВЕДЕНИЕ**

От состояния железнодорожного транспорта, обеспечивающего до 80 % всего грузооборота страны и потребляющего большие энергоресурсы, в значительной мере зависит дальнейший успех экономического развития Украины. Поэтому важной научно-хозяйственной и научно-технической проблемой является улучшение функционирования железных дорог путем повышения эффективности тягового подвижного состава за счет улучшения его эксплуатационных характеристик.

В условиях повышения интенсивности работы, увеличения скоростей движения, необходимости снижения топливно-энергетических затрат железнодорожного транспорта возрастает роль автоматизации процессов управления тяговым подвижным составом, поскольку психофизиологические возможности человека-машиниста начинают не соответствовать условиям его труда. В частности, это касается определения рациональных режимов ведения поездов, что требует переработки значительных объемов информации о параметрах состава и условиях движения, ограничениях по скорости движения на различных участках пути, метеорологических условиях, профиле пути. В связи с этим автоматизация ведения подвижных составов на основе разработки систем поддержки принятия решений машинистом, которые позволяют в реальных условиях эксплуатации подвижного состава обеспечивать график движения при минимальных топливно-энергетических затратах, является животрепещущей задачей. Поэтому разработка с целью автоматизации процессов управления системы поддержки принятия решений для машиниста дизель-поезда отечественного производства с новым тяговым электроприводом на основе асинхронных двигателей, является, несомненно, актуальной задачей. И решать эту задачу необходимо на основе последних достижений современных компьютерных технологий, в частности, методов, алгоритмов и технологий искусственного интеллекта. Одним из наиболее интенсивно развивающихся направлений искусственного интеллекта, получивших не только глубокое теоретическое развитие, но и широкое применение в

науке, технике, медицине является направление, связанное с применением искусственных нейронных сетей. В монографии целый ряд проблем создания системы поддержки принятия решений машинистом решается с помощью нейронных сетей адаптивной резонансной теории (АРТ). При этом развивается и теория нейронных сетей – получены новые архитектуры сетей АРТ и разработаны алгоритмы их функционирования в различных режимах.

Ещё одним из путей уменьшения энергозатрат тягового подвижного состава является оптимизация процессов управления движением. Вопросами оптимизации законов управления подвижным составом за последние десятилетия занимались многие ученые. Однако в большинстве этих исследований использовались модели, описываемые системами обыкновенных нелинейных дифференциальных уравнений 2-3 порядка. С одной стороны, это позволило решить ряд задач оптимального управления, но, с другой стороны, слишком упрощенное описание объекта управления не позволяет исследовать целый ряд процессов, влияющих на энергетические затраты тягового подвижного состава. Кроме того, даже при упрощенном описании тягового асинхронного привода системой нелинейных дифференциальных уравнений возникают серьезные трудности при синтезе оптимальных регуляторов с помощью большинства известных методов теории оптимального управления. В связи с этим в монографии предпринята попытка получить удобный математический инструмент для решения задач оптимального управления тяговым приводом на основе геометрической теории управления. Успешный поиск законов оптимального управления для подвижных составов, которые описывались системами обыкновенных дифференциальных уравнений 5, 6 и 10 порядка, показывает перспективность и целесообразность применения геометрической теории управления для решения задач в данной области.

## РАЗДЕЛ 1

### СИСТЕМЫ И МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЯ ТЯГОВЫМ ПОДВИЖНЫМ СОСТАВОМ

#### **1.1. Актуальные проблемы процессов перевозки грузов и пассажиров на железных дорогах Украины**

Большой размер территории Украины обуславливает значительные расстояния, которые необходимо преодолевать при транспортировке грузов и перевозке пассажиров. Это напрямую влияет на стоимость проезда пассажиров и цену товаров, которые содержат в своей себестоимости транспортную составляющую. Потому стоимость перевозок, особенно железнодорожным транспортом, которым выполняется большая часть перевозок грузов и пассажиров во внутреннем и международном сообщении Украины, является значительным экономическим фактором, который воздействует в той или иной степени на развитие всех отраслей промышленности Украины [1]. Для уменьшения влияния стоимости транспортных перевозок необходимо совершенствовать существующие процессы транспортировки грузов и перевозки пассажиров в направлении повышения пропускной способности железных дорог, повышения маршрутных скоростей движения подвижного состава [2 – 5], а также уменьшения затрат потребляемой энергии или топлива железнодорожным транспортом, так как именно энергетическая составляющая является основной при формировании себестоимости перевозок [6 – 9]. Для решения проблемы улучшения качества технологического процесса транспортировки грузов и перевозки пассажиров необходимо создавать и внедрять новые тяговые приводы, совершенствовать уже существующие или синтезировать новые системы управления, минимизирующие потребление топлива или расход электроэнергии. Так как на Украине затраты, связанные с потреблением топлива и расходом энергии на единицу перевозимого груза железнодорожным транспортом выше, чем в развитых странах Евросоюза

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

и Америки, то вопросам создания систем оптимального управления, разработки и внедрения энергосберегающих технологий в Украине уделяется большое внимание [4 – 6].

Одним из направлений улучшения качества перевозки грузов и пассажиров является всестороннее технологическое развитие железнодорожного транспорта Украины. В первую очередь это связано с внедрением на подвижном составе железных дорог тяговых асинхронных электроприводов и систем управления, которые смогли бы снизить их энергозатраты; автоматизацией процессов управления, созданием автомашинистов, которые уже применяются на скоростных железных дорогах Франции, Японии, Германии и других передовых стран мира. Первыми шагами на пути создания украинских автомашинистов является разработка специализированных систем поддержки принятия решений машинистом, а также систем комплексного сбора и обработки информации, необходимых для формирования соответствующих управляющих воздействий [3 – 5, 10 – 17].

Несмотря на то, что во многих развитых странах подвижной состав с тяговыми асинхронными электроприводами уже давно и успешно эксплуатируется, на Украине внедрение данного вида электрооборудования железнодорожного транспорта началось только в XXI веке. Применение тяговых асинхронных электроприводов при проектировании и производстве подвижного состава железных дорог Украины обусловлено, в первую очередь, их улучшенными техническими и экономическими показателями по сравнению с двигателями постоянного тока [4, 18 – 20]. К улучшенным показателям, в первую очередь, относятся уменьшенные габаритные размеры и масса двигателя за счет изменения его конструкции, снижение материалоемкости и стоимости производства, улучшенные тяговые характеристики привода, сравнительно меньшие расходы, необходимые на их обслуживание и эксплуатацию, а также высокая надежность, эффективность и долговечность их работы [21, 22].

На рис. 1.1 изображена наиболее обобщенная структурная схема системы управления украинским дизель-поездом с тяговым асинхронным электроприводом. В схему управления входит: машинист как высший уровень иерархической системы управления; расположенные в каждой из двух кабин дизель-поезда экраны дисплея визуализации данных и пульта машиниста, через которые машинист осуществляет взаимодействие со всеми основными системами поезда; центральная микропроцессорная система управления, которая обеспечивает нормальное функционирование всех ведущих систем поезда, а также формирует команды на включение в работу основных агрегатов и подсистем тягового подвижного состава; энергонезависимый накопитель информации, осуществляющий хранение и накапливание данных; дизель-генераторная установка, которая является первичным источником питания привода; выпрямитель; промежуточное звено постоянного тока.

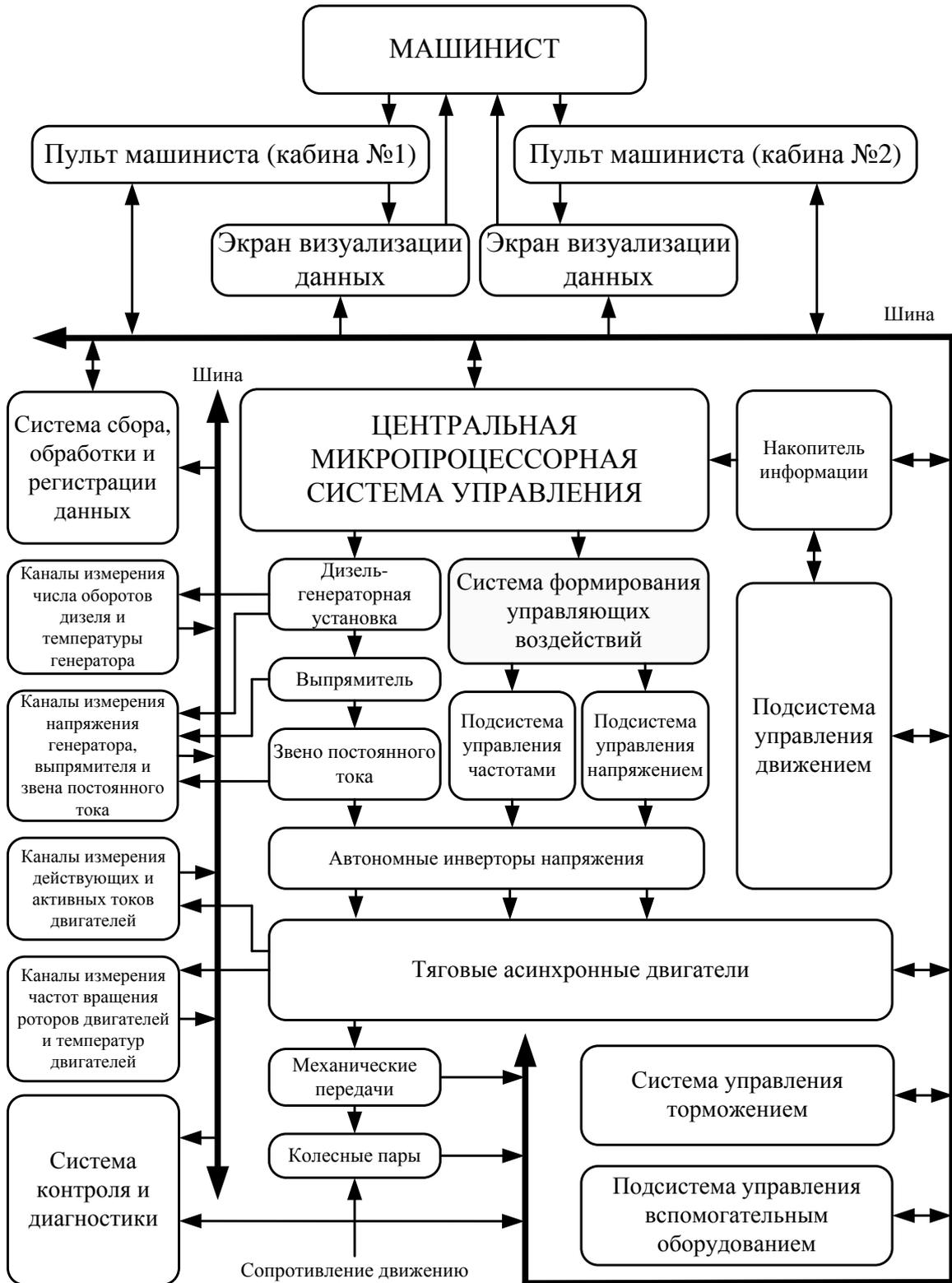


Рис. 1.1. Структурная схема системы управления дизель-поездом

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

Также в систему управления дизель-поезда входят: автономные инверторы напряжения; по два тяговых асинхронных электродвигателя, расположенных в каждом головном вагоне дизель-поезда, вращающие моменты которых передаются через механические передачи колесным парам; подсистема управления движением, которая задает режимы движения дизель-поезда и осуществляет выработку сигналов управления, необходимых для работы дизель-генераторной установки; система формирования управляющих воздействий и подсистемы, задающие законы управления напряжением и частотой тяговых двигателей, которые реализуются с помощью автономных инверторов напряжения; система сбора, обработки и регистрации данных, которая принимает и обрабатывает информацию, поступающую по каналам измерения числа оборотов дизеля и всех тяговых двигателей, температуры генератора и приводов, напряжений генератора, выпрямителя и звена постоянного тока, действующих и активных токов двигателей; система контроля и диагностики, которая осуществляет формирование сигналов защиты, по которым производится управление исполнительными устройствами путем включения или выключения соответствующих реле, а также выдачу этих сигналов в подсистему визуализации данных; система управления торможением, которая осуществляет выработку сигналов управления, необходимых для уменьшения скорости или остановки поезда; подсистема управления вспомогательным оборудованием, которая обеспечивает, в зависимости от режимов работы тягового оборудования и условий эксплуатации, функционирование вспомогательных систем вентиляции и пожаротушения.

Однако применение тяговых асинхронных электроприводов сопровождается и рядом негативных особенностей, к которым, в первую очередь, относится необходимость создания и применения сложных автоматических систем управления электродвигателями [23 – 30]; во-вторых, особенности их функционирования в ряде динамических режимов [21, 22, 31 – 33], для устранения которых на сегодняшний день и необходимо проводить полномасштабные исследования на всех этапах жизненного цикла дизель-поездов, начиная с момента проектирования и заканчивая внедрением и эксплуатацией. Также необходимы и исследования, направленные на создание систем оптимального управления.

Еще одним направлением улучшения процесса перевозки грузов и пассажиров является повышение маршрутных скоростей движения железнодорожного транспорта, что, в свою очередь, повысит пропускную способность железных дорог и уменьшит время, затрачиваемое на перевозку грузов и пассажиров. Однако значительное повышение маршрутных скоростей движения подвижного состава приводит, с одной стороны, к уменьшению влияния машиниста на процесс управления железнодорожным транспортом, а с другой стороны, к переходу от

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

человеко-машинных систем управления к автоматизированным, а в дальнейшем и к автоматическим системам управления, как это произошло в странах Евросоюза и Америки. В связи с тем, что на железных дорогах Украины используются только человеко-машинные системы управления, в которых машинист играет определяющую роль в процессе ведения подвижного состава, то вопросам создания автоматизированных и автоматических систем управления уделяется большое внимание. Первыми шагами, на пути автоматизации процесса управления железнодорожным транспортом Украины, является разработка и внедрение систем поддержки принятия решений машинистом. Подобного рода системы, с одной стороны, помогали бы машинисту осуществлять ведение подвижного состава с учетом действующих ограничений и установленного графика движения, а с другой стороны, могли бы осуществлять коррекцию управляющих воздействий, выдаваемых машинистом поезда, для обеспечения оптимального ведения поезда, с точки зрения потребляемого топлива или расхода электроэнергии.

Подводя итог вышеизложенному, можно отметить, что для Украины разработка и внедрение систем поддержки принятия решений машинистами дизель-поездов с тяговым асинхронным приводом, помогающих оптимизировать процесс перевозки грузов и пассажиров с целью уменьшения затрат потребляемого топлива на единицу тяги, является актуальной и перспективной задачей. Для решения этой задачи необходимо выполнить анализ структур и функций, алгоритмов функционирования современных бортовых компьютерных систем управления и поддержки принятия решений на тяговом подвижном составе, применяемых на сегодняшний день как в странах Евросоюза и Америки, так и в других развитых странах мира, и взять все лучшее для внедрения и развития в украинском подвижном составе.

### **1.2. Современные бортовые компьютерные системы управления и поддержки принятия решений на тяговом подвижном составе**

При совершенствовании уже существующих или синтезе новых систем управления необходимо учитывать сложность объекта управления, которым является тяговый подвижный состав железнодорожного транспорта, разнообразие условий его эксплуатации и существующие ограничения, накладываемые на работу тягового оборудования. Для учета перечисленных особенностей необходим анализ множества разнообразных факторов, начиная с типа тягового электропривода и заканчивая существующими методами оптимизации процессов управления, и их критериями оптимальности. В работах [1 – 5, 10, 34 – 36] отмечается, что на сегодняшний день основным направлением при создании подобных систем управления железнодорожным транспортом является

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

использование в их структуре вычислительной техники и современных компьютерных технологий.

Бурное развитие микропроцессорных систем [37 – 40], которое наблюдается в последние годы, позволяет реализовывать на их основе все более и более сложные алгоритмы управления тяговым подвижным составом, которые уже не ограничиваются протяженностью маршрутов следования поездов [2, 3, 9]. В странах Евросоюза и Америке уже существуют контроллеры, которые способны хранить в своей памяти последовательности действий, необходимые для оптимального управления силовым оборудованием поездов, оптимизации режимов работы различных систем локомотива для маршрутов протяженностью в тысячи километров. Это, в свою очередь, повышает процент экономии топлива и понижает вредное влияние на окружающую среду подвижного состава. В данном направлении лидером по праву считается немецкая фирма АВВ, которая разработала и внедрила на железных дорогах Германии микропроцессорную систему "MICAS" [13, 14]. Однако возможности определения и реализации оптимальных законов управления подвижным составом они не рассматривали, так как разработка таких законов управления для тягового подвижного состава во многом не решена до сих пор.

В работе [41] рассмотрена конструкция российского поезда "Сокол" с бортовой компьютерной системой управления, которая, в свою очередь, построена как трехуровневая иерархическая структура. К ее верхнему уровню относятся аппаратура пультов машиниста и приборы поездного компьютера, размещенные в головном и хвостовом вагонах электропоезда. В зависимости от местонахождения машиниста в управлении участвует соответствующая аппаратура верхнего уровня. Она осуществляет выработку сигналов дистанционного и автоматического управления движением поезда, информационное обеспечение рабочих мест машиниста и его помощника, а также связь со смежными системами электропоезда. Второй уровень иерархической структуры представлен приборами управления вагонов, размещенными по одному в каждом вагоне. Они предназначены для управления и контроля технических средств вагона, подвагонного и крышевого оборудования. Нижний уровень иерархической структуры составляют контроллеры локальных объектов управления, таких как двери, вагонные тележки, тяговые электроприводы, электропневматические тормоза и другие, не входящие в состав рассматриваемой системы.

Подобная трехуровневая иерархическая структура бортовой компьютерной системы управления поезда "Сокол" хорошо зарекомендовала себя на железных дорогах России. Однако примененный в конструкции поезда привод постоянного тока, на сегодняшний день, является не самым современным и экономически выгодным, кроме того, бортовая компьютерная система управления, ориентированная на работу с

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

приводом постоянного тока, неприменима при построении систем, в структуру которых входят тяговые приводы переменного тока.

В работе [42] рассмотрена бортовая компьютерная система современного европейского дизель-поезда Integral, выполняющего перевозки в пригородном сообщении и на линиях средней протяженности. Немецкий поезд Integral оснащен новейшей системой управления, в состав которой входит три компьютера типа ELTAS компании Elin EGB Traction (по одному в концевых вагонах и один в промежуточном), которые управляют всеми системами поезда (рис. 1.2). При этом компьютеры связаны между собой поездной шиной, которая удлиняется или укорачивается при сцепке нескольких поездов в один состав или расцепке, через разъемы в автосцепках.

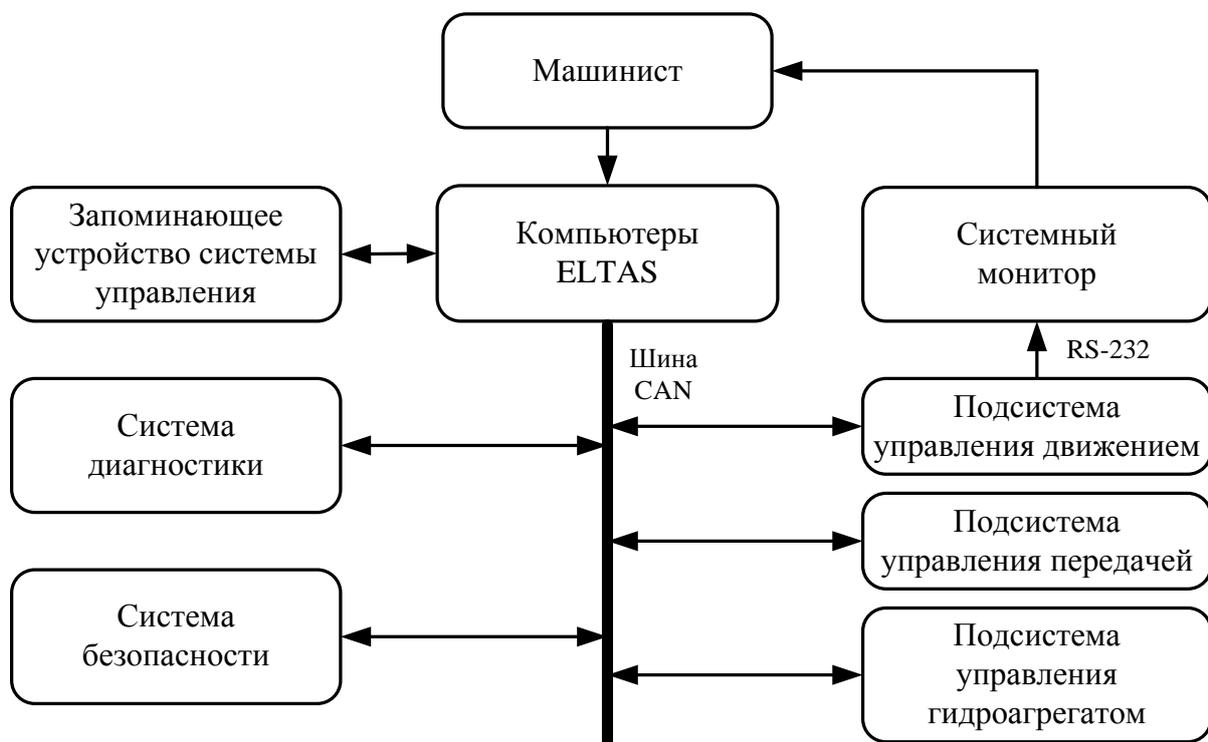


Рис. 1.2. Структурная схема бортовой компьютерной системы дизель-поезда Integral

В главный компьютер ELTAS по шине CAN поступает информация (в том числе и диагностическая) от всех бортовых систем поезда. Этой же шиной с главным компьютером связана и система безопасности, которая анализирует достоверность приходящей на компьютер информации, а также правильность исходящих команд. При этом, в случае возникновения нештатных ситуаций, система безопасности оперативно вносит необходимые поправки в существующие команды управления.

Через интерфейс RS-232 к головному компьютеру поезда подключен системный монитор, на котором накапливаются предварительно обработанные диагностические данные (например, данные о повреждении

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

исполнительных устройств и механизмов, датчиков и подсистем), а также отображаются режимы работы поезда.

К главному компьютеру ELTAS также подключены подсистемы управления двигателем, передачей и гидроагрегатом. В запоминающем устройстве системы управления хранится информация о характеристиках всего поезда, отдельных систем и агрегатов, которая может быть использована при проведении работ по техническому обслуживанию.

Системный монитор, через последовательный интерфейс, связан с компьютером управления движением, который на основе графика движения, хранящегося в запоминающем устройстве, получает информацию о местонахождении поезда, номер поезда, название следующего по ходу остановочного пункта и время отправления из него. Кроме того, на этом мониторе отображается информация об отклонениях от графика движения.

Рассмотренная система управления дизель-поездом Integral, наряду с набором положительных качеств, имеет и целый ряд недостатков, к которым, в первую очередь, относится отсутствие возможности выработки рекомендаций машинисту дизель-поезда, по которым он смог бы вести состав так, чтобы не было отклонений от заранее определенного графика движения поезда по заданному профилю пути.

В работе [43] описывается аппаратура микропроцессорной системы управления и диагностики (МСУД), которая выполняет автоматическое управление электроприводом и электрическими аппаратами серийного электровоза ЭП1 в режимах тяги и торможения. При этом аппаратура МСУД обеспечивает: разгон электровоза до заданной скорости с заданной и автоматически поддерживаемой величиной тока якоря тяговых электродвигателей и последующее автоматическое поддержание заданной скорости; рекуперативное торможение до заданной скорости с последующим автоматическим поддержанием заданной скорости на спусках; автоматическое плавное торможение с учетом тормозных характеристик до полной остановки электровоза; защиту от буксования и юза колесных пар; автоматическую непрерывную диагностику состояния электрооборудования электровоза; стыковку микропроцессорных контроллеров с блоками АСУ безопасности; подключение микропроцессорных контроллеров к IBM PC совместимым персональным компьютерам для отладки рабочих программ и моделирования процесса управления.

Аппаратура МСУД (рис. 1.3) электрооборудования электровоза построена на программных принципах обработки информации, поступающей от датчиков тока, скорости, узлов коммутации, сельсинов задатчиков тока и скорости, а также ряда дискретных сигналов состояния оборудования электровоза.



Рис. 1.3. Структурная схема микропроцессорной системы управления и диагностики

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

Аппаратура МСУД состоит из трех контроллеров: центрального и двух технологических с разделенными функциями управления электрооборудованием, диагностики и возможностью передачи управления друг другу при реконфигурации в случае повреждения одного из контроллеров, а также двух блоков индикации на пультах машиниста.

Аппаратура МСУД позволяет реализовать на магистральном пассажирском электровозе режим автоведения. База данных для автоведения записывается в энергонезависимый накопитель МСУД и содержит информацию о профиле пути, действующих скоростных ограничениях на участке следования и графике движения. Для активизации режима автоведения достаточно ввести номер поезда, в составе которого следует электровоз, и включить режим автоведения. Аппаратура произведет считывание данных для автоведения и голосом подтвердит включение режима. Режим автоведения обеспечивает движение по графику, выполнение всех ограничений скорости и минимизирует расход электроэнергии на тягу.

Однако подходы, реализованные в режиме автоведения рассмотренной МСУД, не предполагают при изменении дорожной ситуации, считывания новых параметров движения с энергонезависимого накопителя информации или пересчета параметров движения подвижного состава в реальном времени. Это, в свою очередь, приводит к тому, что дальнейшее движение поезда по оставшемуся участку пути будет не оптимальным и будет зависеть от опыта и уровня квалификации машиниста.

В работе [44] рассмотрена структура АСУ "Локомотив". Основным модулем АСУ "Локомотив" является аппаратно-программный комплекс (АПК) "Пилот", состоящий из ряда приборов и устройств (рис. 1.4). Прежде всего, это центральный блок управления (ЦБУ), выполненный на базе модулей MicroPC фирмы Octagon Systems. Он предназначен для сбора информации от дискретных, аналоговых и частотных датчиков и выдачи управляющего воздействия на исполнительные устройства, а также формирования сигналов для управления тиристорным преобразователем и электронным регулятором частоты вращения вала дизеля. Еще одна функция блока – сохранение диагностической информации в сменной кассете. Имеются также два температурных измерителя, которые обеспечивают прием сигналов от датчиков температуры и передачу информации в ЦБУ. Температура измеряется для диагностики систем дизеля, а также для индикации состояния контролируемых сред на пульте машиниста. Кроме того, в АПК "Пилот" задействованы доплеровский измеритель скорости, достоинством которого являются высокая точность показаний и независимость их от диаметра колес, а также съемный энергонезависимый накопитель, предназначенный для ввода параметров движения, используемых при автоведении, для записи диагностической информации и информации о параметрах движения во время поездки.



Рис. 1.4. Состав аппаратно-программного комплекса "Пилот"

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

В состав системы дополнительно входят два пульта машиниста, комплект датчиков и источников питания. Связь между дисплеями пульта машиниста, температурными измерителями и центральным блоком управления осуществляется через последовательный канал RS-232. Структурная схема центрального блока управления приведена на рис. 1.5.

Применение бортовых АПК "Пилот" приносит экономический эффект по таким позициям, как снижение расхода топлива на 8 %, уменьшение расходов на ремонт тепловоза на 8 %, повышение производительности тепловоза на 10 %. Однако дополнительные возможности, связанные с экономией топлива за счет определения и реализации оптимальных законов управления подвижным составом в данном аппаратно-программном комплексе не реализованы, что, в свою очередь, является значительным недостатком, и делает практическое применение рассмотренного комплекса, на железных дорогах Украины, нецелесообразным.

В работе [45] рассмотрен пример применения на железных дорогах Германии бортовых компьютерных систем, оптимизирующих, по потреблению энергии, режимы ведения подвижного состава. В работе говорится о том, что экономия энергии при любом режиме ведения поезда зависит от имеющихся резервов времени. Если резервы времени недопустимо малы, всегда можно перейти на энергоемкий режим ведения подвижного состава. При этом экономия энергии возрастает с увеличением резервов времени. При малых резервах времени применение выбега перед торможением обеспечивает значительную экономию энергии. Однако по мере роста резервов времени увеличивается экономия, которую дает снижение максимальной скорости. Наибольшая экономия энергии обеспечивается умелым комбинированием различных режимов ведения с помощью бортового компьютера.

Для оптимизации распределения резервов времени применяется метод последовательных расчетов. В операционном режиме моделируются многочисленные варианты движения поезда на рассматриваемом участке, для которых принимаются различные режимы ведения поезда и прогнозируется потребление энергии. Перед расчетом каждого варианта движения поезда производится преобразование и рекомбинация режимов ведения. Имеющиеся резервы времени распределяются и варьируются для каждого участка. В зависимости от потребления энергии производится отбор режимов, из которых выбирается оптимальный. Таким образом, рассмотренный метод позволяет выявить энергооптимальный режим ведения путем математической оценки случайно распределенных резервов времени и общего потребления энергии.

Бортовой компьютер не снимает с машиниста ответственность за ведение поезда. Он лишь выдает рекомендации о режиме ведения таким образом, чтобы машинист как можно меньше отвлекался от своих основных функций.

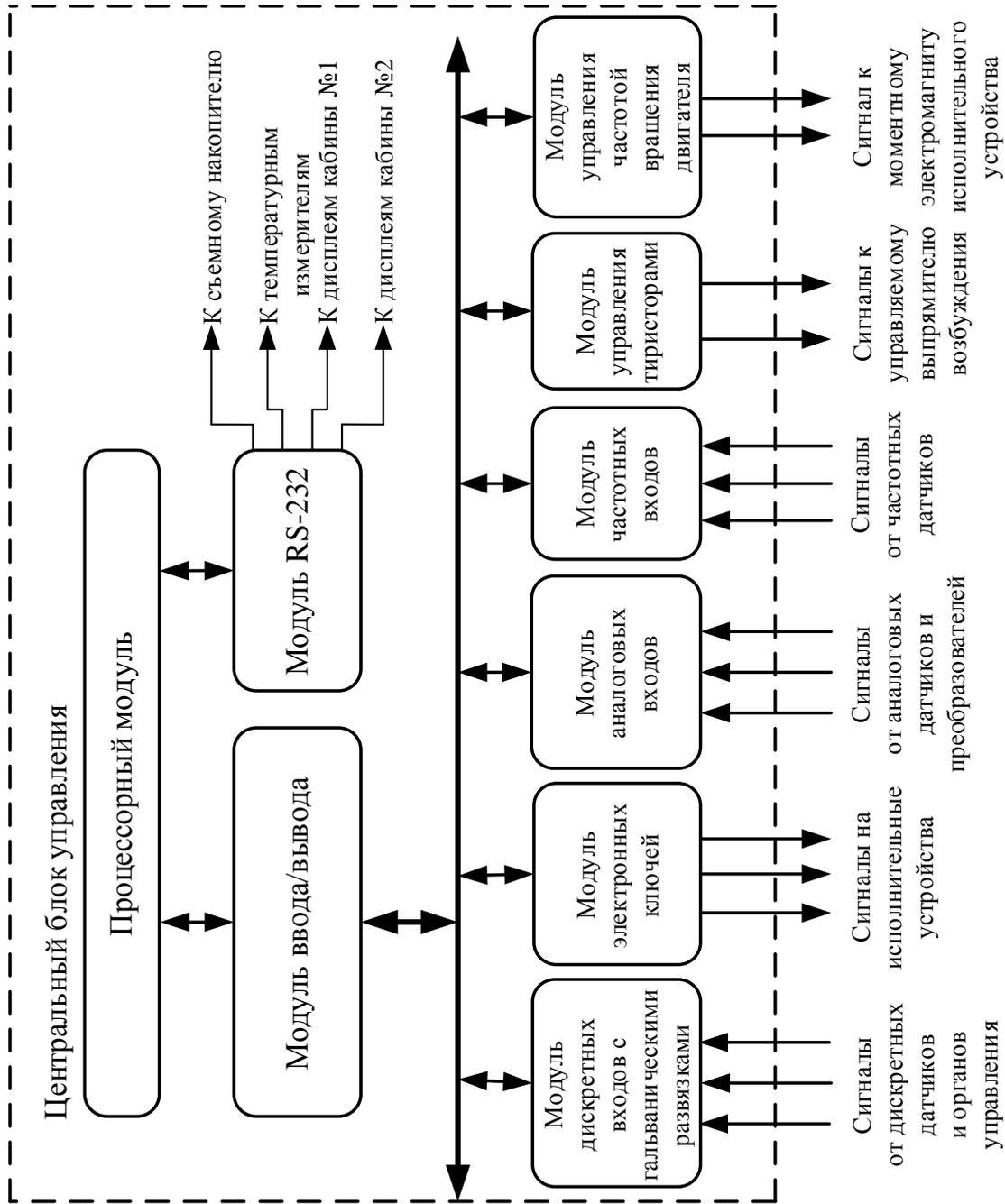


Рис. 1.5. Структурная схема центрального блока управления АПК "Пилот"

Предлагаемый компьютером в каждом случае режим ведения (тяга, выбег, торможение и т.п.) отображается на дисплее в виде текста. Помимо этого выводится информация об остающемся времени движения в указанном режиме, а также о фактическом резерве времени, зная который машинист не допустит опоздания.

Машинист всегда сам принимает решение о целесообразности принятия рекомендаций, выданных компьютером. Если же он игнорировал рекомендации бортового компьютера, осуществляется новая оптимизация для оставшегося участка пути. Таким же образом могут быть учтены и не предусмотренные графиком движения ситуации.

При этом оптимизация ведения поездов, даже при наличии многочисленных ограничивающих условий, позволяет снизить затраты энергии примерно на 10 %.

Однако рассмотренные подходы многократно проводимых последовательных расчетов и математической оценки, случайно распределенных резервов времени являются не самыми лучшими при построении систем оптимального управления. Это связано, в первую очередь, с невысокой точностью результатов, получаемых с помощью подобного рода методов случайного поиска и многовариантных просчетов. Кроме того, полученные управления не учитывают особенности работы привода, который используется на локомотиве, в различных режимах его функционирования, что необходимо для выработки управляющих воздействий при оптимальном ведении подвижного состава.

В работе [46] рассмотрена универсальная система автоведения, являющаяся программно-аппаратным комплексом (ПАК) реального времени и построенная по модульному принципу. Эта система обеспечивает автоматизированное управление пассажирским электровозом на основе расчета оптимальной траектории движения при минимизации расхода электроэнергии на тягу и выполнении расписания движения поезда (рис. 1.6).

Регистратор параметров движения и автоведения пассажирских электровозов обеспечивает регистрацию 39 параметров движения и управления (с записью на сменный носитель информации), что необходимо для реализации оптимального движения по маршруту. В отличие от других систем, которые обеспечивают поддержание заданной машинистом скорости, применяемая система автоведения в реальном времени сама рассчитывает и реализует оптимальную скорость движения в зависимости от меняющейся поездной обстановки на маршруте с учетом постоянных и временных ограничений скорости, сигналов светофоров, тяговых и тормозных характеристик конкретного поезда, а также множества других факторов.

В основе энергооптимального вождения поездов лежат алгоритмы быстрой оптимизации движения с учетом вышеперечисленных факторов. Данные алгоритмы опробованы при разработке электронных маршрутных

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

карт вождения поездов. В отличие от статичных маршрутных карт, которые рассчитываются перед поездкой, в системах автоведения реализован постоянный перерасчет траектории движения при каждом изменении внешних условий.

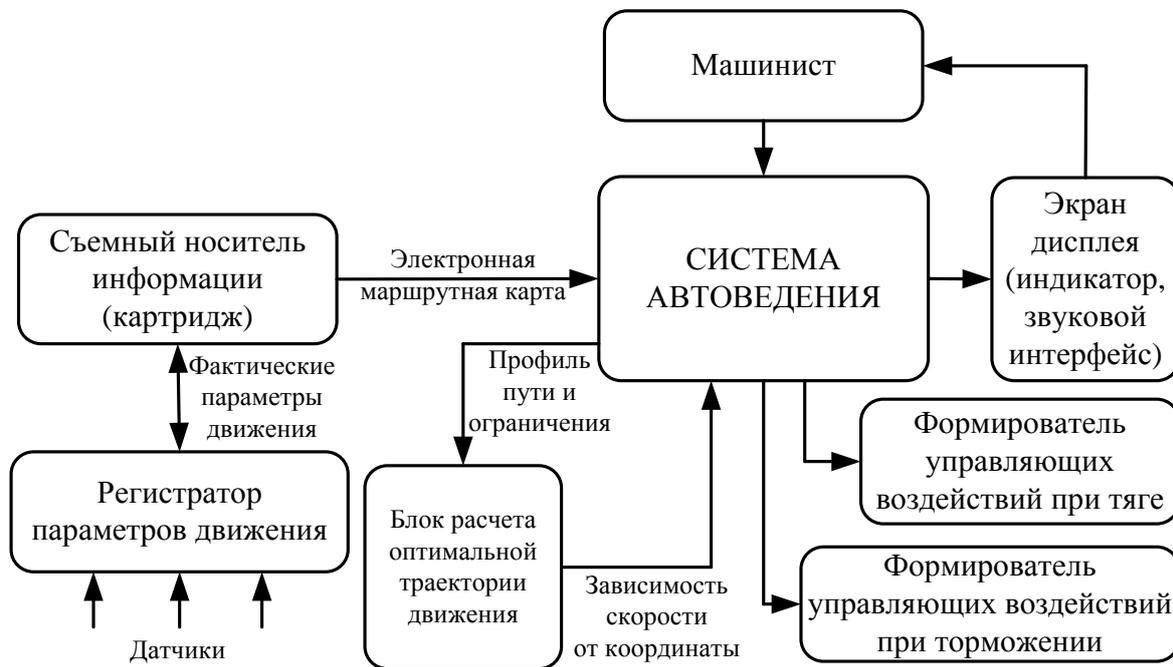


Рис. 1.6. Структурная схема ПАК системы автоведения

Основной особенностью системы автоведения пассажирских электровозов является расчет оптимальной траектории движения, соответствующей заданному машинистом режиму исполнения расписания непосредственно в бортовом компьютере в реальном времени, что позволяет минимизировать потребленную энергию на тягу при исполнении графика движения. Кроме того, программа адаптируется к характеристикам конкретного электровоза и поезда как по тяге, так и по тормозным режимам, что обеспечивает более высокую точность управления во всех режимах движения поезда. Система автоведения и регистратор выполняют следующие основные функции управления и регистрации для пассажирских электровозов: определяют фактические параметры движения поезда и обеспечивают их индикацию на экране; ведут расчет рекомендуемых параметров движения поезда и управляющих воздействий в реальном времени и обеспечивают индикацию их на экране дисплея; реализуют необходимые управляющие воздействия в тяге и торможении; осуществляют визуальный и звуковой интерфейс с машинистом, запись регистрируемых параметров на картридж, тестирование аппаратуры автоведения и тягового подвижного состава после включения, постоянный контроль исправности аппаратуры.

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

Система позволяет рассчитывать параметры движения и необходимые управляющие воздействия при определении скорости ведения поезда, обеспечивающей выполнение графика движения. При этом используются данные, полученные в результате расчета траектории движения поезда с учетом реального отклонения от заданного графика движения и наличия временных ограничений скорости на участке безостановочного движения. Автоматически выбирается режим движения: разгон, поддержание скорости тягой, выбег, поддержание скорости торможением или торможение. Режим движения выбирается исходя из фактической и расчетной скорости с учетом профиля, ограничений скорости (постоянных, временных и обусловленных запрещающими сигналами светофора), остановочных станций и других железнодорожных объектов. Ведется расчет управляющих воздействий, обеспечивающих необходимый режим движения: позиции контроллера, типа используемых тормозов и необходимого давления в тормозных цилиндрах.

За счет энергооптимальных режимов движения, которые в системах автоведения рассчитываются в реальном масштабе времени, экономится 5 – 10 % электроэнергии. При этом повышается безопасность движения за счет точного исполнения скоростного режима как по сигналам светофоров, так и по ограничениям скорости. Кроме того, качество ведения поездов в режиме автоведения находится на высоком уровне, независимо от квалификации машинистов.

Однако, несмотря на множество преимуществ рассмотренного программно-аппаратного комплекса, в нем имеются и существенные недостатки. К недостаткам относится ориентированность комплекса на примененный в структуре локомотива привод постоянного тока, который на сегодняшний день является не самым экономически выгодным и совершенным, кроме того, высокая стоимость коммерческой разработки и закрытость используемых в ее структуре подходов делает ее внедрение в подвижном составе на железных дорогах Украины экономически невыгодным из-за невозможности дальнейшей перестройки, модернизации и усовершенствования.

Как видно из изложенного выше, во всем мире созданию и внедрению на тяговом подвижном составе современных бортовых компьютерных систем управления и поддержки принятия решений уделяется большое внимание. Подобного рода системы представляют собой сложные технические объекты с высокоинтеллектуальными системами управления с применением программируемых микропроцессоров и ЭВМ, в которых используются передовые информационные технологии. Однако определение оптимальных законов управления подвижным составом в большинстве из них не рассмотрены либо реализованы на базе многовариантных просчетов, на основе существующих тяговых расчетов, это связано, в первую очередь, с тем, что проблема разработки и поиска оптимальных законов управления для

тягового подвижного состава во многом не решена и по сей день. Таким образом, для разработки и внедрения бортовых компьютерных систем управления и поддержки принятия решений необходим всесторонний анализ современных методов синтеза оптимальных систем управления.

### **1.3. Анализ существующих методов синтеза оптимальных систем управления**

Требования, которые ставятся перед создаваемыми на сегодняшний день системами управления, включают в себя комплексное решение совокупности задач [4, 5, 47 – 49]. С одной стороны, это задачи, связанные с выбором таких режимов ведения поездов, при которых соблюдается минимальный расход топлива или энергии, при выполнении заданного графика движения поездов на конкретном участке пути при конкретных внешних факторах, влияющих на эксплуатацию и движение поездов [50 – 52], а с другой стороны, это задачи, связанные с оптимизацией работы отдельных составляющих частей объекта управления [53 – 58]. Вопросами создания подобных систем управления, которые учитывают в той или иной степени решение описанных выше задач, занимались и занимаются множество специалистов [59 – 72], работы которых основаны на теории управления и теории оптимальных систем управления [73 – 83].

При построении системы оптимального управления основными критериями, по которым идет оптимизация, являются показатели общего расхода топлива или энергии, время, за которое осуществляется разгон до какой-то заранее заданной скорости или общее время движения по участку пути и т.д. Для оптимизации перечисленных выше критериев сегодня на железных дорогах Украины применяется механизм тяговых расчетов, при котором заранее, единоразово для каждого конкретного профиля пути рассчитываются основные показатели, необходимые для ведения подвижного состава.

Основными задачами тяговых расчетов являются определение перегонного времени хода и скорости движения поезда с учетом полного использования мощности дизеля и кинетической энергии поезда. Именно от этих факторов зависит пропускная и провозная способность железнодорожных линий. Тяговые расчеты также устанавливают рациональное ведение поезда с наибольшими допустимыми скоростями движения с учетом экономии электрической энергии или топлива. Однако системы управления, построенные на основе подобного подхода, с одной стороны, не позволяют адекватно реагировать на изменение дорожной ситуации в процессе движения поезда, так как просчет основных показателей ведения подвижного состава осуществляется до начала его движения по заданному участку пути, а с другой стороны, обладают

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

достаточно высокой погрешностью вычислений, вследствие чего режимы ведения подвижного состава по заданному профилю пути будут отличаться от оптимальных. Для уменьшения погрешности вычислений необходим переход от алгебраических соотношений для расчетов параметров движения подвижного состава к дифференциальным уравнениям, которые описывают основные процессы движения объекта управления.

Наряду с многолетним использованием описанного выше подхода, в настоящее время продолжают всесторонние исследования, направленные на улучшение основных технических и экономических показателей дизель-поездов с асинхронным тяговым электроприводом как в странах бывшего Советского Союза, так и в странах Евросоюза и Америки. Одним из направлений в проводимых исследованиях является направление, связанное с возможностью управления скоростью вращения ротора в тяговом асинхронном электроприводе [4, 5, 23, 24, 26, 27, 32, 33, 87 – 92].

В работе [88] рассмотрена возможность параллельного регулирования напряжения в функции частоты в разомкнутых системах и в функции частоты и нагрузки в замкнутых системах, за счет чего достигается оптимальное использование асинхронного двигателя при регулировании его угловой скорости.

В работах [23 – 25, 70], описываются механизмы создания систем управления, которые позволяют, наряду с оптимизацией определенного набора критериев качества, также уменьшить простои поездов, которые образуются в связи с отказом их приводов или необходимостью их технического обслуживания. Это достигается за счет внедрения в привод подвижного состава асинхронного электропривода с преобразователем частоты на основе автономного инвертора напряжения, который обладает более высокими показателями отказоустойчивости. Аналогичным способом оптимизации управления с помощью автономного инвертора напряжения является способ, рассмотренный в работах [26, 27, 93– 96].

В работе [90] рассмотрена система управления тяговым приводом электровоза, которая осуществляет подстройку мощности двигателя в режиме разгона до заранее заданной машинистом скорости. При этом подстройка мощности двигателя осуществляется с учетом накладываемых ограничений по мощности и току, которые напрямую зависят от напряжения в контактной сети.

В работе [28] предлагается разбить задачу синтеза оптимального управления локомотивом или дизель-поездом с тяговым асинхронным приводом на две параллельно решаемые подзадачи, первая из которых связана с оптимизацией режимов работы энергетического оборудования тягового подвижного состава, а вторая связана с оптимизацией движения самого поезда. Для решения поставленных задач предполагается проведение всестороннего анализа на математической модели поведения всех основных систем объекта управления при движении с учетом всех

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

основных ограничений, которые накладываются на изменения фазовых координат, управлений и т.д. При этом синтез оптимальных систем управления предполагается вести с учетом нелинейных зависимостей объекта управления, что дает большую эффективность, но и значительно усложняет синтез системы управления.

В работе [27] рассмотрены вопросы построения систем оптимального управления на основе динамического программирования. Рассмотрена оптимизация расхода потребляемой энергии в зависимости от заданного количества переключений контроллера машиниста и времени движения состава. Однако приведенные в [27] методы работоспособны только для объектов, которые могут быть описаны системой дифференциальных уравнений не выше третьего порядка. Но локомотивы с тяговыми асинхронными приводами описываются системами обыкновенных дифференциальных уравнений более высоких порядков. Следовательно, прямое применение методов динамического программирования Беллмана и принципа максимума Понтрягина для поиска оптимальных управлений такими сложными объектами невозможно. Кроме этого, рассмотренные в [27] методы зачастую позволяют получить только программные траектории движения объекта управления, а не саму структуру регулятора, что также является значительным их недостатком и в некоторых случаях делает их использование нецелесообразным.

В последние годы появляется все больше публикаций, в которых описываются методы синтеза систем управления энергетическими объектами на основе нечеткой логики и искусственных нейронных сетей [97 – 103]. При этом обычно нечеткие системы управления применяются в тех случаях, когда модель объекта управления неизвестна или известна неточно. Применение систем управления на основе искусственных нейронных сетей в настоящее время рассматривается как альтернатива классическим системам управления. В работах [98, 102, 104 – 106] рассмотрен целый ряд нейросетевых систем управления, а также систем управления, где нейрорегуляторы, осуществляющие процесс управления, основанный на анализе изображений, описывающих ансамбли траекторий изменения динамических процессов, работают параллельно с обычными регуляторами. Столь большой интерес к системам управления, построенным на основе искусственных нейронных сетей, обусловлен тем, что они обладают рядом полезных качеств, которых нет у других методов. В первую очередь, речь идет о возможности адекватной работы систем управления, построенных на основе нейронных сетей в условиях, когда неточно известна модель объекта и когда необходима быстрая реакция на частое изменение внешних факторов, и нужна работа с поступающей информацией, которая имеет разный формат и природу.

Рассмотренные выше методы позволяют выполнять синтез регуляторов для нелинейных объектов, однако, все они обладают

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

существенными недостатками и их использование для синтеза оптимальных систем управления тяговым подвижным составом затруднено, особенно если речь идет об управлении приводом переменного тока. Трудности синтеза систем управления для нелинейных объектов привели к разработке методов линеаризации исходных нелинейных систем и последующему применению хорошо разработанной теории линейных систем управления. Однако наиболее часто применяемая линеаризация по Тейлору, позволяющая линеаризовать систему в достаточно малой окрестности выбранной рабочей точки, практически неприменима для сложных объектов и, в частности, для тягового привода переменного тока.

Поскольку хорошо разработанная теория управления линейными системами постоянно привлекает внимание и используется специалистами для управления нелинейными объектами, то в последнее время были разработаны новые методы линеаризации на основе геометрических методов и геометрической теории управления [107 – 109]. Эти методы позволяют выполнить линеаризацию нелинейных систем управления с помощью обратной связи в пространстве "вход – состояние" или "вход – выход". Успехи этого подхода привели к интенсивной разработке нового научного направления – геометрической теории управления [109, 110]. Существенное преимущество нового научного направления состоит не только в создании математического аппарата, позволяющего описывать системы управления в пространствах состояний более общих, чем линейные пространства, что необходимо при решении целого ряда задач управления [109, 110], но и в реальной осуществимости эквивалентных преобразований нелинейных систем к линейным. Такие преобразования открывают возможности для использования при решении задач разработки нелинейных систем управления методов и средств теории линейных систем [110 – 112]. При этом линеаризация нелинейной системы выполняется не с помощью классического разложения в ряд Тейлора, а на основе использования обратной связи в пространстве "вход – выход" или "вход – состояние".

Задача определения эквивалентной линейной системы управления для нелинейной системы вида

$$\frac{dx}{dt} = F(x) + \sum_{k=1}^m u_k G_k(x), \quad x \in M \subset R^n, \quad (1.1)$$

где  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  – вектор фазовых координат нелинейной системы управления на гладком многообразии  $M$  размерности  $n$ ;

$F(x)$ ,  $G_k(x)$  – гладкие векторные поля на многообразии  $M$ , которые

в локальных системах координат имеют вид  $F(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n \varphi_j(\mathbf{x}) \frac{\partial}{\partial x_j}$  и

$$G_k(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n \psi_{kj}(\mathbf{x}) \frac{\partial}{\partial x_j};$$

$\varphi_j(\mathbf{x})$ ,  $\psi_{kj}(\mathbf{x})$ ,  $j = \overline{1, n}$  – гладкие функции векторного аргумента  $\mathbf{x}$ , определенные в локальных системах координат на многообразии  $M$ ;  $u_k$ ,  $k = \overline{1, m}$  – управления, может быть сформулирована следующим образом [109].

Необходимо найти такую гладкую замену координат  $\mathbf{z} = \mathbf{z}(\mathbf{x})$ ,  $\mathbf{z} \in R^n$  и управлений  $\mathbf{v} = \mathbf{v}(\mathbf{u}, \mathbf{x})$ , ( $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ ,  $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ ), что система уравнений (1.1) приводится в новой системе координат к некоторой ей эквивалентной управляемой линейной системе:

$$\frac{d\mathbf{z}}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{z} + \mathbf{B}\mathbf{v}, \quad \mathbf{z} \in R^n, \quad \mathbf{v} \in R^m, \quad m < n. \quad (1.2)$$

Здесь матрицы  $\mathbf{A}$  и  $\mathbf{B}$  имеют соответственно размеры  $n \times n$  и  $n \times m$  и являются блочно-диагональными матрицами  $\mathbf{A} = \text{blockdiag}[\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_p, \dots, \mathbf{A}_m]$ ,  $\mathbf{B} = \text{blockdiag}[\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_p, \dots, \mathbf{B}_m]$ , где

$$\mathbf{A}_p = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}_{q_p \times q_p}; \quad \mathbf{B}_p = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}_{q_p \times 1}, \quad p = \overline{1, m},$$

где  $q_p$ ,  $p = \overline{1, m}$  – индексы управляемости линейной системы управления (1.2),  $\sum_{p=1}^m q_p = n$ . При  $m = 1$ , т.е. при скалярном управлении, система уравнений (1.2) относительно легко сводится к канонической форме:

$$\frac{dz_1}{dt} = z_2; \quad \frac{dz_2}{dt} = z_3; \quad \dots \quad \frac{dz_{n-1}}{dt} = z_n; \quad \frac{dz_n}{dt} = v, \quad (1.3)$$

получившей название формы Бруновского. В случае векторного управления пространство  $R^n$  представляется в виде прямой суммы подпространств меньшей размерности:

$$R^n = \bigoplus_{p=1}^m R^p. \quad (1.4)$$

Каждое из подпространств  $R^p$  является подпространством состояний для  $p$ -й подсистемы декомпозированной исходной системы в пространстве  $R^n$ . Размерности подпространств, а следовательно, и размерности линейных подсистем в системе управления (1.2) однозначно определяются индексами управляемости  $q_p$ ,  $p = \overline{1, m}$  линейной системы (1.2). Каждая линейная подсистема уравнений имеет одно управление и структуру системы уравнений вида (1.3), где число дифференциальных уравнений равно индексу управляемости. Говорят также, что индексы управляемости определяют структуру клеток Бруновского для канонической формы линейной системы с векторным управлением. Понятно, что решение, полученное при совместном интегрировании  $m$  независимых линейных подсистем уравнений, являющихся результатом декомпозиции исходной нелинейной системы уравнений в некоторой области  $V_{R^n}$  пространства  $R^n$ , не может в самом общем случае совпадать с решением нелинейной системы (1.1) в этой же области  $V_{R^n}$ .

Для перехода от нелинейной системы уравнений (1.1) к канонической форме Бруновского необходимо не только определить индексы управляемости  $q_p$  ( $p = \overline{1, m}$ ), но и некоторые дополнительные условия (условия инволютивности распределений  $M^j$  ( $j = \overline{0, n-m}$ ) [109]), связанные с совместным интегрированием векторных полей на многообразии  $M$ .

В случае неинволютивности распределений  $M^j$  ( $j = \overline{0, n-m}$ ) точная линеаризация возможна за счет увеличения размерности пространства и получения инволютивных распределений уже на расширенном пространстве.

Теоретически линеаризация с помощью обратной связи позволяет преобразовать к линейному виду широкий класс нелинейных систем управления [107 – 112]. Однако практическое использование нового геометрического метода линеаризации для сколько-нибудь общих нелинейных систем затруднено из-за отсутствия конструктивных методов выполнения такой линеаризации.

В работе [109] предпринималась попытка получения линейного эквивалента модели асинхронного двигателя. При этом использовалась математическая модель асинхронного двигателя, работающего с постоянной нагрузкой, в которой статорные потокосцепления с помощью известных выражений [113] были заменены на статорные токи. Однако полученная в результате замены модель содержала большое число

одночленов в правой части системы уравнений, и поэтому ее использование для получения линейного эквивалента являлось достаточно проблематичным из-за громоздкости промежуточных выражений и трудно используемого конечного результата. В связи с этим была предпринята попытка [109] уменьшить общее число одночленов в правой части системы уравнений за счет перехода, с помощью нелинейного преобразования, из статической системы координат во вращающуюся  $d-q$ -систему координат. Однако допущенные ошибки преобразования сделали невозможным практическое использование приведенного в работе преобразования координат для получения линейного эквивалента математической модели тягового электродвигателя.

Подводя итог изложенному выше можно отметить, что решение задачи линеаризации нелинейных систем на основе инволютивных распределений геометрической теории управления может быть использовано при проектировании бортовых компьютерных систем управления и поддержки принятия решений при управлении тяговым подвижным составом Украины. При этом при построении бортовых компьютерных систем управления нет смысла каждый раз осуществлять расчет оптимальных управлений для подвижного состава при стандартных внешних условиях. Достаточно хранить в памяти заранее просчитанные управления и извлекать их из памяти системы с коррекцией только при необходимости учета изменившихся внешних условий или состояния объекта управления.

В настоящее время существуют множество различных методов и алгоритмов классификации, распознавания и хранения изображений, описывающих изменения динамических процессов, причем их количество все время увеличивается. В связи с этим предпринимаются попытки создания универсальных методов и подходов, позволяющих решать широкие классы задач классификации и распознавания изображений. Один из таких подходов связан с использованием искусственных нейронных сетей. Их применение во многом основывается на том, что традиционные трудности решения рассматриваемых задач облегчены применением универсальных алгоритмов обучения нейронных сетей на обучающих выборках. При этом при построении систем управления сложными техническими объектами трудно обойтись без использования механизмов запоминания и выбора ассоциаций. В настоящее время для запоминания ассоциаций все чаще используются ассоциативные нейронные сети [114 – 117]. Если при построении системы управления информация о распознаваемом объекте или анализируемом процессе достаточно полна, то для запоминания ассоциаций может использоваться целый ряд существующих нейронных сетей, к которым относятся непрерывные и дискретные сети прямого распространения [114, 117], непрерывные и дискретные сети, получившие название двунаправленной ассоциативной памяти [114 – 117], и нейросетевая ассоциативная память СМАС [118]. Но

при работе с реальными объектами или при построении систем управления новых объектов, информация о которых далека от полноты и может уточняться в процессе их функционирования, разработчики сталкиваются с проблемой отсутствия полной информации об объекте управления или с возможностью уточнения этой информации в процессе его функционирования, что, в свою очередь, затрудняет применение известных ассоциативных нейронных сетей, поскольку запоминание новых ассоциаций требует полного и часто весьма трудоемкого процесса их переобучения [114, 117]. Перечисленные нейронные сети также накладывают ряд ограничений на форму входных векторов (изображений). Кроме того, известные нейронные сети не в состоянии отделить новые образы от искаженных или зашумленных известных образов. Это резко уменьшает перечень нейронных сетей, которые было бы целесообразно использовать при создании систем распознавания и выбора ассоциаций, так как у них отсутствует механизм дообучения новым образам, ситуациям или ассоциациям [115 – 117]. Отсутствие возможности решения описанной выше проблемы с помощью перечисленных нейронных сетей привело к созданию нового типа нейросетевых структур на основе адаптивной резонансной теории (АРТ), которые в определенной степени решают противоречивые задачи чувствительности к новым данным и сохранения полученной ранее информации [114, 119, 120]. Поэтому проблемы распознавания конкретных режимов динамических объектов и адаптация системы в процессе эксплуатации могут решаться на основе нейронных сетей АРТ [114, 121 – 123].

Дискретные и непрерывные сети адаптивной резонансной теории АРТ-1 и АРТ-2 могут эффективно использоваться при работе систем распознавания в условиях существенной априорной неопределенности, когда необходимо распознавать десятки или сотни различных изображений. Однако использование этих сетей в реальных системах управления, где необходимо распознавать динамические режимы объектов по множеству изменяющихся переменных, затруднено из-за большого разнообразия конкретной измерительной информации об одних и тех же динамических режимах объектов управления (тысячи и даже десятки тысяч различных графических отображений одного и того же режима). Это порождает сложную проблему селекции и хранения существенной информации [124], поскольку прямое использование сетей АРТ в таких случаях проблематично из-за слишком большого числа необходимых нейронов.

В работах [124, 125] для дискретных сетей АРТ-1 предложена новая архитектура сетей и метод компактного хранения информации, что позволило использовать дискретные нейронные сети АРТ для распознавания различных динамических режимов работы технологического агрегата. Однако применение дискретных сетей АРТ для распознавания режимов функционирования агрегата только по пяти

## 1. Системы и методы управления тяговым подвижным составом

---

измеряемым переменным требовало использования более пятнадцати тысяч двоичных нейронов. Замена дискретной нейронной сети АРТ на непрерывную сеть АРТ позволяет существенно уменьшить число нейронов в системах распознавания и расширить область применения непрерывных нейронных сетей АРТ. Следовательно, разработка непрерывных нейронных сетей АРТ для решения задач распознавания режимов функционирования динамических объектов в условиях существенной априорной неопределенности и дальнейшее их применение в системах выбора ассоциаций является на сегодняшний день перспективной и актуальной задачей.

Таким образом, большое внимание как на Украине, так и в странах Евросоюза и Америки уделяется проблеме синтеза и совершенствования систем управления железнодорожным транспортом, в направлении экономии потребляемых энергоресурсов, повышения надежности тягового оборудования и улучшения всех показателей энергетических систем дизель-поездов с тяговым асинхронным приводом. При этом решаются задачи повышения качественных показателей процесса перевозки грузов и пассажиров в направлении как совершенствования существующих систем управления, функционирование которых определяется по заранее заданным критериям качества и известным законам управления, так и создания на основе существующей теории управления новых систем поддержки принятия решений (СППР) машинистом тягового подвижного состава железнодорожного транспорта. Реализация таких СППР ориентирована на использование современной бортовой вычислительной техники, передовых информационных технологий, а также высокоинтеллектуальных систем управления, работа которых ориентирована на применение многократно проводимых тяговых расчетов во время движения подвижного состава по заданному маршруту, современных методов геометрической теории управления и алгоритмов функционирования искусственных нейронных сетей, которые используются как память для хранения и восстановления информации, необходимой при оптимальном управлении тяговым подвижным составом.

## РАЗДЕЛ 2

### СТРУКТУРА И КОМПОНЕНТЫ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МАШИНИСТОМ

Раздел посвящен вопросу создания бортовой компьютерной системы поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда и вопросам получения на основании методов, используемых на отечественных железных дорогах, траекторий и основных параметров движения впервые созданных в Украине дизель-поездов с тяговыми асинхронными двигателями, а также дальнейшего их уточнения на существующих и специально разработанных для этого математических моделях. Эти модели описывают все основные стадии движения подвижного состава: разгон, поддержание постоянной скорости движения, выбег и торможение дизель-поезда.

#### **2.1. Система поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда**

Для оптимального ведения подвижного состава на перегоне машинист дизель-поезда должен знать график движения, профиль железнодорожного пути, вес состава и его положение на перегоне, ограничения на скорость движения (если они существуют). Зная, кроме указанного, время, оставшееся для преодоления перегона, текущую скорость движения состава и погодные условия, опытный машинист может определить как необходимую позицию контроллера машиниста в текущий момент времени, так и будущую последовательность переключений контроллера машиниста и тормозного контроллера. В этом ему помогает и маршрутная карта, рассчитанная заранее для заданного графика и условий движения. Однако маршрутная карта становится бесполезной, если условия движения по перегону существенно отличаются от условий, принятых при расчете карты. В связи с этим при наличии на борту

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

украинских дизель-поездов с тяговым асинхронным приводом информационно-управляющей и контролирующей компьютерной системы необходимо, с одной стороны, переходить на электронные карты движения, а с другой – иметь возможность оперативно уточнять маршрутную карту во время движения. Для обеспечения этого дизель-поезд должен быть снабжен бортовой компьютерной системой поддержки принятия решений машинистом (СППРМ), которая выдавала бы машинисту необходимые для оптимального ведения подвижного состава позиции контроллера машиниста и тормозного контроллера, а также другую необходимую информацию. Для этого структура СППРМ должна содержать как минимум: базу знаний (БЗ), содержащую электронные маршрутные карты движения подвижного состава по всем перегонам, подсистему сбора, обработки и регистрации данных (ПСОРД), подсистемы тяговых расчетов на основе алгебраических и дифференциальных моделей движения составов. Могут быть также блоки для поиска оптимальных управлений тяговым асинхронным приводом. Структура бортовой компьютерной системы поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда изображена на рис. 2.1.

БЗ, входящая в структуру СППРМ, осуществляет хранение электронных маршрутных карт движения подвижного состава по всем перегонам маршрута, при определенных ограничениях по скорости и времени, а также для конкретных погодных условий. Заполнение БЗ осуществляется от ПСОРД в виде данных о поездках опытных машинистов и электронными маршрутными картами, которые соответствуют оптимальным по расходу топлива программным траекториям, полученным с помощью встроенной подсистемы тяговых расчетов. При этом в БЗ хранятся: номер и длина перегона, время и скорость движения по перегону, профиль пути, режим ведения подвижного состава и т.д.

Из БЗ машинист дизель-поезда, до начала движения, получает графики изменения во времени скорости движения подвижного состава, позиции контроллера машиниста и тормозного контроллера, которые необходимы для перемещения поезда из начального в конечный пункт назначения по заданному перегону железнодорожного пути с соблюдением определенного графика движения подвижного состава при текущих погодных условиях. Однако при возникновении в процессе движения подвижного состава непредвиденных ситуаций, ведущих к отклонению от рассчитанного графика движения, вычисленного с помощью метода тяговых расчетов и имеющегося в БЗ, оставшийся путь до конечного пункта назначения машинист дизель-поезда выполняет, основываясь на своем опыте. Кроме этого, возникновение непредвиденных ситуаций ведет и к отклонениям в системе ориентиров, которыми пользуется машинист при штатном ведении дизель-поезда по данному участку железнодорожного пути.

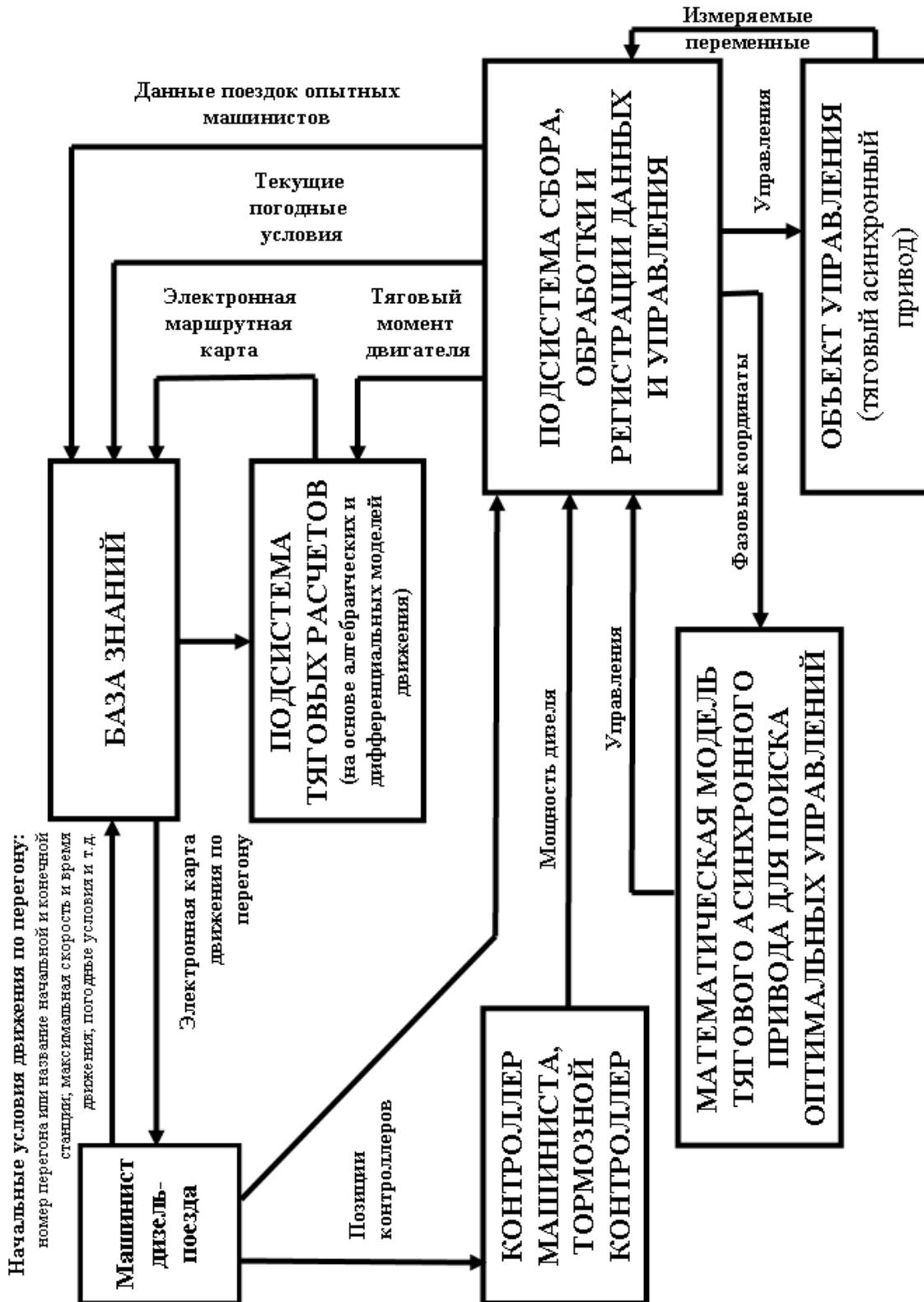


Рис. 2.1. Структура системы поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

---

В качестве примера рассмотрим ситуацию, когда при разгоне дизель-поезда, вследствие изменения дорожной ситуации, загорается красный свет светофора. При этом машинист дизель-поезда осуществляет процесс торможения и ожидает разрешающего дальнейшего движение сигнала. После получения разрешения на продолжение движения машинист осуществляет процесс набора скорости, которая должна быть выше, чем скорость, рассчитанная с помощью метода тяговых расчетов, так как в противном случае он не уложится в заданный график движения по данному участку пути. Вследствие протекания описанной ситуации повышается общий расход потребляемого топлива, так как кроме выполнения непредусмотренного торможения и повторного разгона машинист дизель-поезда вынужден оставшуюся часть пути задавать позиции контроллера машиниста, основываясь на своем опыте, что далеко не всегда соответствует оптимальному ведению подвижного состава.

Для устранения влияния изменяющихся условий внешней среды, которые ведут к нарушению графика движения подвижного состава, СППРМ должна позволять многократно пересчитывать траектории движения подвижного состава из текущего положения на перегоне до конечного пункта назначения на основе метода тяговых расчетов при каждом изменении дорожной ситуации. Просчет основных параметров движения подвижного состава (силы тяги, подведенной и полезной мощности, тягового момента, силы сопротивления движению и т.д.), на основании которых осуществляется пересчет программной траектории движения поезда, а значит, и электронной маршрутной карты, должен вестись с использованием реального значения тягового момента, величина которого снимается непосредственно с объекта управления с помощью ПСОД, что в значительной степени повышает точность проводимых расчетов. При этом маршрутные карты, полученные в результате работы подсистемы тяговых расчетов, запоминаются в имеющейся БЗ и могут использоваться в последующем при ведении подвижного состава.

ПСОД, заложенная в структуру СППРМ, в реальном времени производит опрос датчиков и устройств системы управления, принимает текущие значения сигналов управления, выполняет предобработку, масштабирование и фильтрацию сигналов, а также нормализацию и преобразование данных в формат, соответствующий физическим сигналам, в объекте управления. К данным, поступающим на входы ПСОД, относятся действующие и активные токи двигателя, напряжения генератора и выпрямителя, число оборотов дизеля и частоты вращения роторов всех тяговых двигателей дизель-поезда, а также температуры двигателя и генератора. Наряду с этим ПСОД перенаправляет поступающие в неё сигналы другим блокам, которые входят в структуру СППРМ. Так, с одной стороны, реальное значение тягового момента двигателя дизель-поезда, показания которого снимается с объекта

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

управления, передаётся подсистеме тяговых расчетов, для осуществления более точных вычислений, а, с другой стороны, значения полученных фазовых координат поступают на математическую модель тягового асинхронного привода. На основании этих данных осуществляется уточнение модели и определение управляющих воздействий на объект управления, в следствие чего достигается оптимизация расхода топлива. Кроме того, ПСОД позволяет, с одной стороны, фиксировать и сохранять в виде маршрутной карты действия машиниста по переключению контроллеров дизель-поезда, с помощью которых изменяется мощность, вырабатываемая дизель-генераторной установкой, и сила, необходимая для остановки дизель-поезда, при ведении подвижного состава по различным перегонам заданного маршрута, а, с другой стороны, передавать при необходимости полученную информацию для хранения в имеющуюся БЗ, которая также входит в состав структуры СППРМ.

В состав СППРМ входит и математическая модель тягового асинхронного электропривода дизель-поезда, представленная в линейной канонической форме Бруновского, которая получена с помощью геометрической теории управления и используется для определения оптимальных, с точки зрения расхода топлива, управляющих воздействий. Математическая модель объекта управления работает на основании данных, получаемых от ПСОД, которые, в свою очередь, представлены в виде реальных значений фазовых координат, на основании которых формируются уточнённые управляющие воздействия. Уточнённые управляющие воздействия поступают на вход системы управления, которая, в свою очередь, осуществляет управление тяговым асинхронным электроприводом дизель-поезда.

### 2.2. Метод тяговых расчетов

#### 2.2.1. Условия движения дизель-поезда

В процессе движения вагоны дизель-поезда испытывают взаимное воздействие друг на друга через сцепные приборы, а также воздействие от рельсов, ветра и т.д. В результате действия этих сил на поступательное движение дизель-поезда накладываются перемещения подвижного состава во всех направлениях: продольные, поперечные и вертикальные, а также вращательные движения относительно вертикальной и горизонтальной осей. Поэтому движение дизель-поезда по рельсам сопровождается частичным вилянием, галопированием, наклоном и колебаниями вагонов.

Для упрощения рассмотрения условий движения при тяговых расчетах массу дизель-поезда принимают сосредоточенной в центре его

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

тяжести, а из всех перемещений рассматривают только поступательное движение по железнодорожному пути и вращательное движение якорей тяговых электродвигателей, элементов передачи от двигателей к колесным парам и колесных пар. Остальные перемещения не учитывают, а силы, затрачиваемые на них, вводят в сопротивление движению и отдельно не рассматривают [126 – 129].

Существует три основных режима движения поезда: тяга, выбег и торможение. В режиме тяги на дизель-поезде механическая энергия дизеля через электрическую и механическую передачу подведена к движущим колесным парам. Эта энергия расходуется на преодоление силы сопротивления движению, на повышение скорости движения, т.е. на увеличение кинетической энергии поезда, равной половине произведения массы поезда на квадрат скорости движения, а при движении на подъем – и на повышение запаса потенциальной энергии, равной произведению веса поезда на высоту подъема.

При выбеге движение дизель-поезда продолжается за счет накопленной энергии (кинетической и потенциальной или только кинетической). Эта энергия расходуется на преодоление сил сопротивления движению, превращаясь, с одной стороны, в полезную работу, а с другой стороны – в тепловую энергию.

При торможении дополнительно к силам сопротивления движению прибавляется тормозная сила, противодействующая движению дизель-поезда. При этом движение происходит за счет снижения запасенной в дизель-поезде кинетической и потенциальной энергии.

### **2.2.2. Оценка энергетической эффективности движения дизель-поезда**

Затраты топлива на прохождение перегона длиной  $x_0$  за время  $T$  пропорциональны интегралу [127]:

$$G = \int_0^T \left( F_T \frac{dx}{dt} + b_0 \right) dt, \quad (2.1)$$

где  $b_0$  – постоянная, которая определяется из соотношения

$$\eta_q \eta_p = \frac{1}{(1 + b_0 p)}, \quad (2.2)$$

где  $\eta_q, \eta_p$  – коэффициенты полезного действия дизеля и электропередачи;  $p$  – мощность дизеля.

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

Задача улучшения эффективности движения дизель-поезда по перегонам состоит в уменьшении объема потребляемого топлива или минимизации интеграла (2.1).

Существует еще один способ определения расхода топлива подвижным составом. Для дизель-поезда ДЭЛ-02 с дизелем типа 12V 183TDB расход топлива на каждой конкретной позиции тягового контроллера машиниста (табл. 2.1) определяется на основе универсальной характеристики дизеля, приведенной на рис. 2.2.

Таблица 2.1. Соответствие мощностей генераторов тяговым позициям контроллера машиниста

Позиция КМ, $h_{км}$	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$n_{зад}$ , об/мин	810	900	1086	1270	1457	1643	1829	2014	2200
$N$ , кВт									
Секция "А"	-	39,6	149	213	260	301	382	441	472
Секция "Б"	-	39	120	175	215	265	325	400	470

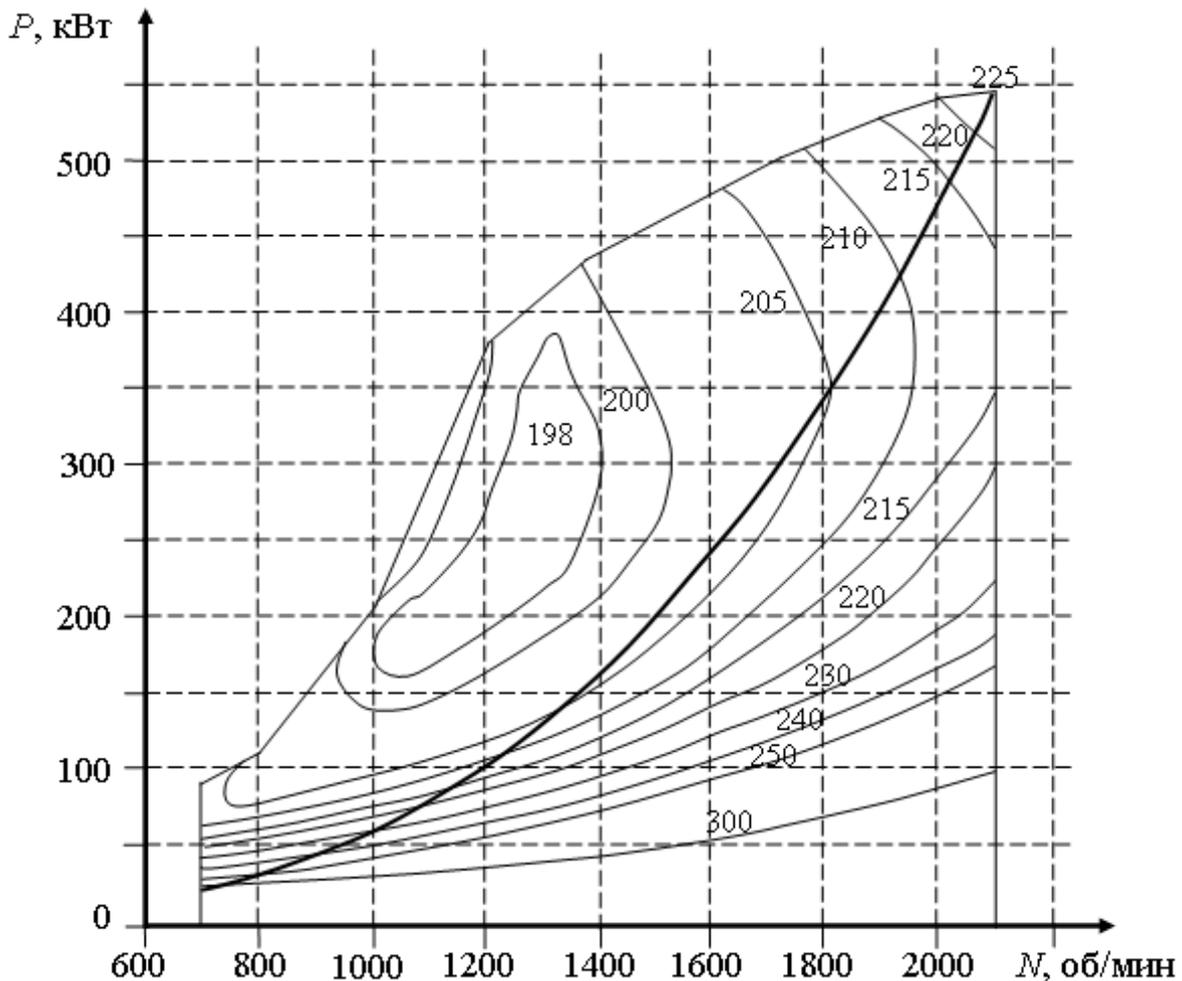


Рис. 2.2. Универсальная характеристика дизеля 12V 183TDB

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

В табл. 2.1 приведено соответствие мощностей генераторов по двум секциям ("А" и "Б") моторных вагонов дизель-поезда ( $N$ , кВт) и оборотов дизелей ( $n_{\text{зад}}$ , об/мин), восьми позициям переключения тягового контроллера машиниста (КМ).

При этом затраты топлива  $g$ , необходимые на преодоление заданного перегона за время  $T$ , пропорциональны интегралу:

$$g = k \int_0^T h_{\text{км}} dt, \quad (2.3)$$

где  $k$  – постоянный коэффициент;

$h_{\text{км}}$  – текущая позиция контроллера машиниста.

Для решения задачи минимизации потребляемого топлива дизель-поездом при его движении по заданному перегону необходимо определить закон переключения позиций КМ.

Остальные основные соотношения метода тяговых расчетов (А.1) – (А.40) описаны в подразделах А.1 – А.6 и приведены в "Приложение А".

В результате применения метода тяговых расчетов машинист дизель-поезда получает график изменения во времени положения ручек контроллера машиниста и тормозного контроллера, а также график скорости подвижного состава, которые необходимы ему для обеспечения движения поезда из начального в конечный пункт назначения по заданному перегону железнодорожного пути с соблюдением расписания движения при текущих погодных условиях. Общим недостатком тяговых расчетов является невысокая точность проводимых расчетов скорости движения подвижного состава вследствие применения упрощенных математических моделей. Для устранения этого недостатка необходимо применение в структуре СППРМ более точной модели объекта управления.

### 2.3. Дифференциальные математические модели дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом

В математических моделях дизель-поезда используются модели тяговых асинхронных двигателей с идеализированными характеристиками: с симметричной системой обмоток статора и ротора, гладкими воздушными зазорами, синусоидальными распределениями магнитных потоков вдоль окружностей статора и ротора, с разделённым учетом насыщения по главному пути основных магнитных потоков и потоков рассеивания, без учета эффекта вытеснения тока в обмотках роторов и потерь в стали [129 – 131].

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

Математическая модель дизель-поезда с одним эквивалентным тяговым асинхронным электродвигателем в неподвижной прямоугольной системе координат  $(\alpha, \beta, 0)$  описывается системой дифференциальных уравнений [113], которая отражает основные электромагнитные процессы, протекающие в электроприводе:

$$\begin{aligned}
 \frac{d\Psi_{\alpha 1}}{dt} &= U_{\alpha} - a_s \Psi_{\alpha 1} + a_s k_r \Psi_{\alpha 2} = U_{\alpha} - r_1 i_{\alpha 1}; \\
 \frac{d\Psi_{\beta 1}}{dt} &= U_{\beta} - a_s \Psi_{\beta 1} + a_s k_r \Psi_{\beta 2} = U_{\beta} - r_1 i_{\beta 1}; \\
 \frac{d\Psi_{\alpha 2}}{dt} &= -a_r \Psi_{\alpha 2} + a_r k_s \Psi_{\alpha 1} - \omega \Psi_{\beta 2} = -r_2 i_{\alpha 2} - \omega \Psi_{\beta 2}; \\
 \frac{d\Psi_{\beta 2}}{dt} &= -a_r \Psi_{\beta 2} + a_r k_s \Psi_{\beta 1} - \omega \Psi_{\alpha 2} = -r_2 i_{\beta 2} - \omega \Psi_{\alpha 2}; \\
 M &= \frac{3}{2} p \frac{k_r}{\sigma L_s} (\Psi_{\alpha 2} \Psi_{\beta 1} - \Psi_{\alpha 1} \Psi_{\beta 2}); \\
 \frac{d\omega}{dt} &= \frac{p}{J} (4M - M_c),
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

где  $\Psi_{\alpha 1}, \Psi_{\beta 1}, i_{\alpha 1}, i_{\beta 1}$  – соответственно проекции на оси  $\alpha$  и  $\beta$  потокосцеплений и токов обмоток статора;

$\Psi_{\alpha 2}, \Psi_{\beta 2}, i_{\alpha 2}, i_{\beta 2}$  – соответственно проекции на оси  $\alpha$  и  $\beta$  потокосцеплений и токов обмоток ротора;

$$a_s = \frac{1}{\sigma T_s}; \quad k_r = \frac{L_m}{L_r}; \quad a_r = \frac{1}{\sigma T_r}; \quad k_s = \frac{L_m}{L_s}; \quad \sigma = 1 - k_r k_s = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r};$$

$T_s = \frac{L_s}{r_1}; T_r = \frac{L_r}{r_2}; L_r, L_m, L_s, r_1, r_2, p$  – постоянные коэффициенты для

данного типа тягового асинхронного электропривода;

$U_{\alpha}, U_{\beta}$  – соответственно проекции на оси  $\alpha$  и  $\beta$  напряжений обмоток статора;

$\omega$  – угловая скорость вращения ротора;

$J$  – момент инерции двигателя и механизма, приведенный к валу двигателя.

Токи  $i_{\alpha 1}, i_{\beta 1}, i_{\alpha 2}, i_{\beta 2}$  определяются через потокосцепления  $\Psi_{\alpha 1}, \Psi_{\beta 1}, \Psi_{\alpha 2}, \Psi_{\beta 2}$  следующим образом:

$$i_{\alpha 1} = \frac{1}{\sigma L_s} (\Psi_{\alpha 1} - k_r \Psi_{\alpha 2}); \quad i_{\alpha 2} = \frac{1}{\sigma L_r} (\Psi_{\alpha 2} - k_s \Psi_{\alpha 1});$$

$$i_{\beta 1} = \frac{1}{\sigma L_s} (\Psi_{\beta 1} - k_r \Psi_{\beta 2}); \quad i_{\beta 2} = \frac{1}{\sigma L_r} (\Psi_{\beta 2} - k_s \Psi_{\beta 1}).$$

Момент сопротивления нагрузки  $M_c$  в зависимости от частоты  $\omega$  в первом приближении может быть представлен в виде линейной зависимости, определяемой выражением

$$M_c(\omega) = a_0 + a_1 \frac{\omega}{2\pi} \quad (2.5)$$

или более точной нелинейной зависимостью, получение которой с помощью тяговых расчетов описано в приложении А.3:

$$M_c(\omega) = b_0 + b_1 \frac{\omega}{2\pi} + b_2 \frac{\omega^2}{2\pi}, \quad (2.6)$$

где  $a_0, a_1, b_0, b_1, b_2$  – постоянные величины;

$\omega$  – угловая скорость вращения ротора эквивалентного электродвигателя.

Угловая скорость вращения ротора может быть пересчитана в линейную скорость движения всего состава с помощью коэффициентов, отражающих передаточное число редуктора и диаметр колеса колесной пары.

В неподвижной системе координат работа с дифференциальными уравнениями, описывающими основные электромагнитные процессы, протекающие в приводе с несинусоидальной формой питающих напряжений, не совсем удобна из-за громоздкости выражений и сложности математических моделей. Однако модель электропривода, описанная в прямоугольной системе координат, позволяет проводить исследования с учетом мгновенных значений переменных, что в ряде случаев является необходимым при изучении явлений, происходящих в основных системах электропривода. Для упрощения работы с подобного рода системами была предложена модель, использующая метод огибающих [113]. При этом для записи уравнений используется система ортогональных осей  $x, y$ , вращающихся синхронно со скоростью результирующего вектора напряжения статора. Однако этот метод пригоден в ограниченной области частот, когда пульсациями скорости двигателя можно пренебречь.

Математическая модель дизель-поезда с эквивалентным тяговым асинхронным двигателем в синхронной системе координат  $(x, y, 0)$  имеет вид [113]:

$$\begin{aligned}
 \frac{d\Psi_{x1}}{dt} &= u_{x1} - \alpha'_s \Psi_{x1} + \alpha'_s k_r \Psi_{x2} + \Omega_0 \Psi_{y1}; \\
 \frac{d\Psi_{y1}}{dt} &= u_{y1} - \alpha'_s \Psi_{y1} + \alpha'_s k_r \Psi_{y2} + \Omega_0 \Psi_{x1}; \\
 \frac{d\Psi_{x2}}{dt} &= -\alpha'_r \Psi_{x2} + \alpha'_r k_s \Psi_{x1} + (\Omega_0 - \Omega) \Psi_{y2}; \\
 \frac{d\Psi_{y2}}{dt} &= -\alpha'_r \Psi_{y2} + \alpha'_r k_s \Psi_{y1} - (\Omega_0 - \Omega) \Psi_{x2}; \\
 M &= \frac{3}{2} p \frac{k_r}{\sigma L_s} (\Psi_{x2} \Psi_{y1} - \Psi_{x1} \Psi_{y2}); \\
 \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{p}{J} (4M - M_c),
 \end{aligned}
 \tag{2.7}$$

где  $\Psi_{x1}, \Psi_{y1}, \Psi_{x2}, \Psi_{y2}, u_{x1}, u_{y1}$  – соответственно проекции на оси  $x_1$  и  $y_1, x_2$  и  $y_2$  потокосцеплений статора и ротора, а также напряжения питания;  
 $\Omega_0$  – угловая частота напряжения статора двигателя при  $p = 1$ ;  
 $\Omega$  – угловая скорость вращения ротора;  
 $\alpha'_s, \alpha'_r$  – обратные величины переходных постоянных времени.

При этом для синусоидальных питающих напряжений на статоре двигателя, напряжения по осям  $x, y$  определяются следующими уравнениями:

$$\begin{aligned}
 u_{x1} &= U_m \cos [(\Omega_0 - \Omega_K)t + \varphi_K]; \\
 u_{y1} &= U_m \sin [(\Omega_0 - \Omega_K)t + \varphi_K],
 \end{aligned}$$

где  $U_m$  – амплитуда первой гармоники фазного напряжения;  
 $\Omega_K$  – угловая скорость вращения осей координат;  
 $\varphi_K$  – произвольная начальная фаза напряжения фазы  $A$  статора.

Форма питающих напряжений  $u_{x1}, u_{y1}$  на статоре тягового двигателя определяется инвертором напряжения. При разгоне дизель-поезда до 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути форма питающих напряжений  $u_{x1}$  и  $u_{y1}$  по осям  $x$  и  $y$  в первые 10 сек разгона изображена на рис. 2.3.

При этом в случае синхронных осей, когда  $\Omega_0 = \Omega_K$  и при условии, что начальная фаза напряжения равна нулю ( $\varphi_K = 0$ ), функции воздействия – это постоянное напряжение, равное амплитуде первой гармоники фазного напряжения на статоре двигателя ( $U_m$ ) по оси  $x$  и напряжение равное нулю – по оси  $y$ .

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

Математическое моделирование дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом подтвердило адекватность процессов, полученных моделированием, процессам, протекающим в реальном объекте. Основной переменной, по которой проводилось сравнение, являлась скорость движения дизель-поезда. Она была получена, с одной стороны, на реальном объекте, с помощью бортовой информационно-измерительной системы, а с другой стороны, с помощью модели (2.7), путем преобразования угловой скорости вращения ротора к скорости вращения колесных пар дизель-поезда, а затем к линейной скорости движения состава (рис. 2.4).

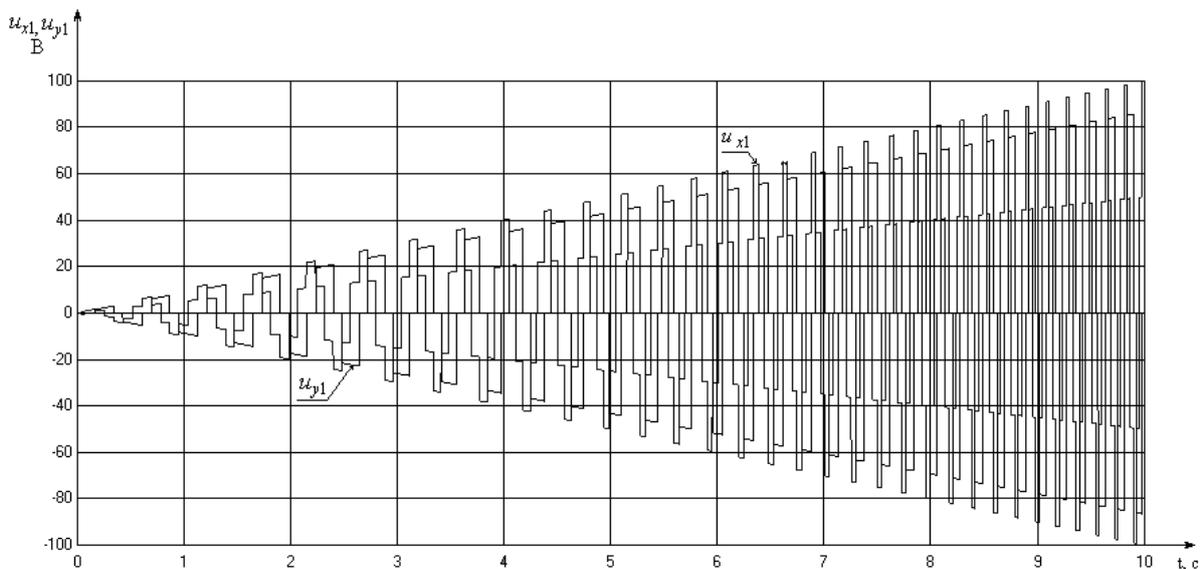


Рис. 2.3. Форма питающих напряжений на статоре двигателя

На рис. 2.4 кривая 1 – полученное с помощью модели (2.7) изменение скорости движения дизель-поезда, а кривая 2 – реальное изменение скорости во время поездки дизель-поезда ДЭЛ-02 по ровному участку железнодорожного пути длиной 3 км, полученное с помощью бортовой информационно-измерительной системы. На рис. 2.4 видны три основных интервала движения дизель-поезда: интервал набора скорости при разгоне поезда до 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути [0, 60] сек; интервал поддержания дизель-поездом заданной скорости движения 60 км/ч [60, 230] сек и интервал торможения состава до полной остановки [230, 300] сек. При этом формирование сигналов управления осуществляется по закону ( $U/f = \text{const}$ ). Рис. 2.4 наглядно показывает адекватность работы модели (2.7) и реального тягового привода дизель-поезда ДЭЛ-02.

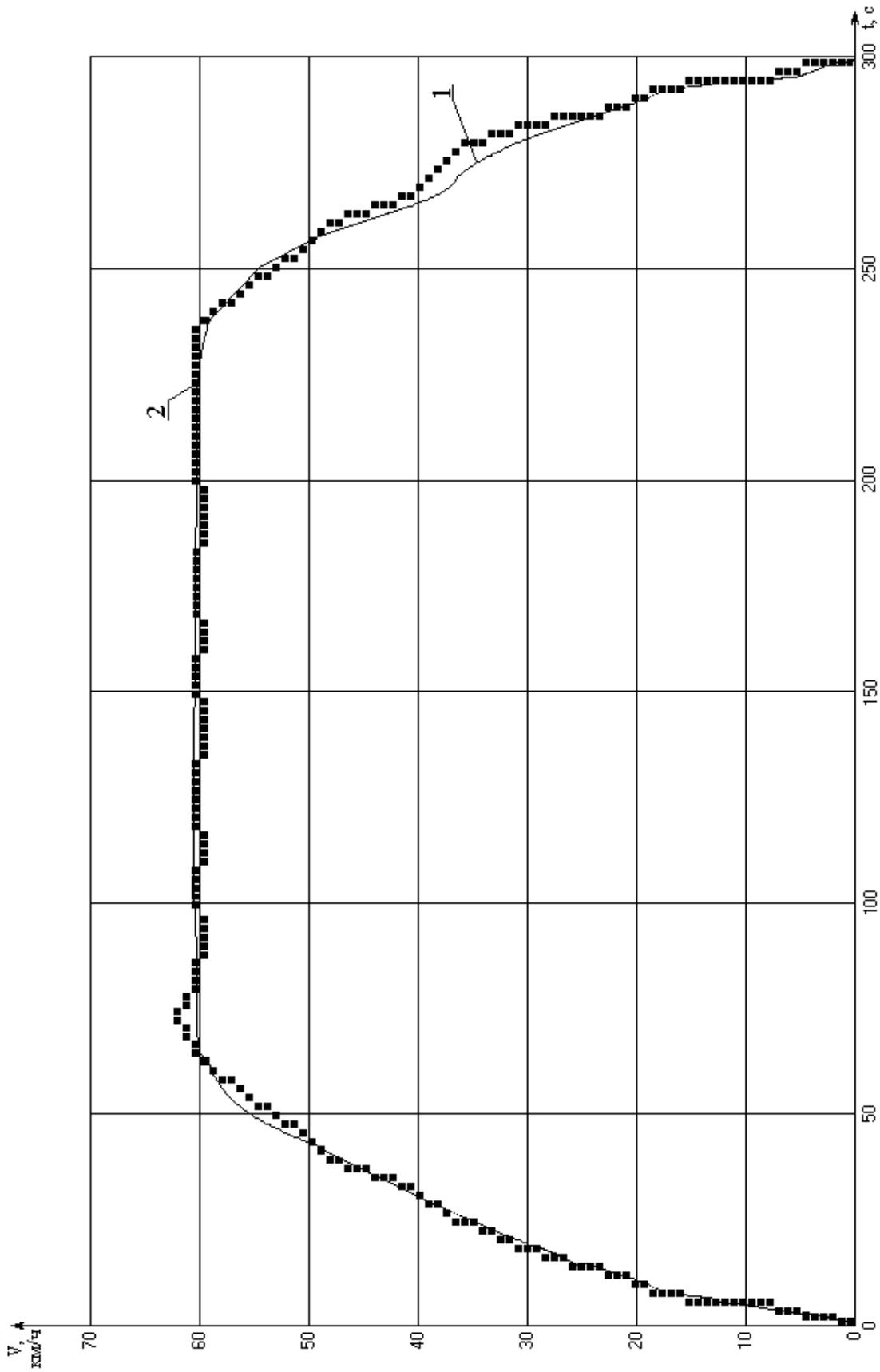


Рис. 2.4. График изменения скорости движения дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

Анализ различных моделей асинхронного двигателя показывает, что модель, описанную в прямоугольной системе координат  $(\alpha, \beta, 0)$ , целесообразно использовать для исследования объекта в замкнутой системе управления с учетом особенностей протекания электромагнитных процессов (рис. 2.5). В свою очередь, модель асинхронного привода, описанную через потокосцепления, во вращающейся системе координат  $(x, y, 0)$ , целесообразно использовать, когда в процессе исследования необходимо проводить анализ процессов, протекающих в электродвигателе и когда не нужен учет свойств источника питающего напряжения (рис. 2.5, 2.6).

На рис. 2.5 приведено изменение во времени потокосцеплений двигателя, который описывается как в прямоугольной  $(\alpha, \beta, 0)$ , так и во вращающейся системе координат  $(x, y, 0)$ , в первые 10 сек разгона дизель-поезда до скорости 60 км/ч на ровном участке пути. Графики  $\Psi_{\alpha 1}$  и  $\Psi_{\beta 1}$  рис. 2.5 соответственно показывают поведение во времени проекций  $\Psi_{\alpha 1}$  и  $\Psi_{\beta 1}$  на оси  $\alpha$  и  $\beta$  потокосцеплений обмоток статора, а графики  $\Psi_{\alpha 2}$  и  $\Psi_{\beta 2}$  – проекций  $\Psi_{\alpha 2}$  и  $\Psi_{\beta 2}$  на оси  $\alpha$  и  $\beta$  потокосцеплений обмоток ротора. В свою очередь, графики  $\Psi_{x1}$  и  $\Psi_{y1}$  рис. 2.5 соответственно показывают поведение во времени проекций  $\Psi_{x1}$  и  $\Psi_{y1}$  на оси  $x_1$  и  $y_1$  потокосцеплений обмоток статора, а графики  $\Psi_{x2}$  и  $\Psi_{y2}$  – проекций  $\Psi_{x2}$  и  $\Psi_{y2}$  на оси  $x_2$  и  $y_2$  потокосцеплений обмоток ротора.

На рис. 2.6 приведены графики поведения во времени потокосцеплений двигателя, описанного во вращающейся системе координат  $(x, y, 0)$ , при разгоне дизель-поезда до 60 км/ч на ровном участке пути. Графики  $\Psi_{x1}$  и  $\Psi_{y1}$  рис. 2.6 соответственно показывают поведение во времени проекций  $\Psi_{x1}$  и  $\Psi_{y1}$  на оси  $x_1$  и  $y_1$  потокосцеплений обмоток статора, а графики  $\Psi_{x2}$  и  $\Psi_{y2}$  – проекций  $\Psi_{x2}$  и  $\Psi_{y2}$  на оси  $x_2$  и  $y_2$  потокосцеплений обмоток ротора.

Множество экспериментов, которые были проведены на модели (2.7) и дизель-поезде, подтвердили адекватность модели рассматриваемому объекту управления. В результате чего был сделан вывод о том, что модель (2.7) может быть использована для проведения исследований и синтеза управляющих воздействий для тягового асинхронного электродвигателя. Кроме того, рассмотренная модель привода (2.7) может использоваться как для анализа и уточнения существующих, так и для создания и оценки качества функционирования новых структур систем управления.

Проведем сравнительный анализ графиков изменения во времени скорости  $V$  движения дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом на различных профилях железнодорожного пути (рис 2.7). Графики скорости движения получены, с одной стороны, с помощью упрощенных

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

алгебраических выражений, которые применяются в методе тяговых расчетов, а с другой стороны, с помощью расчетов, проводимых на дифференциальных моделях дизель-поезда.

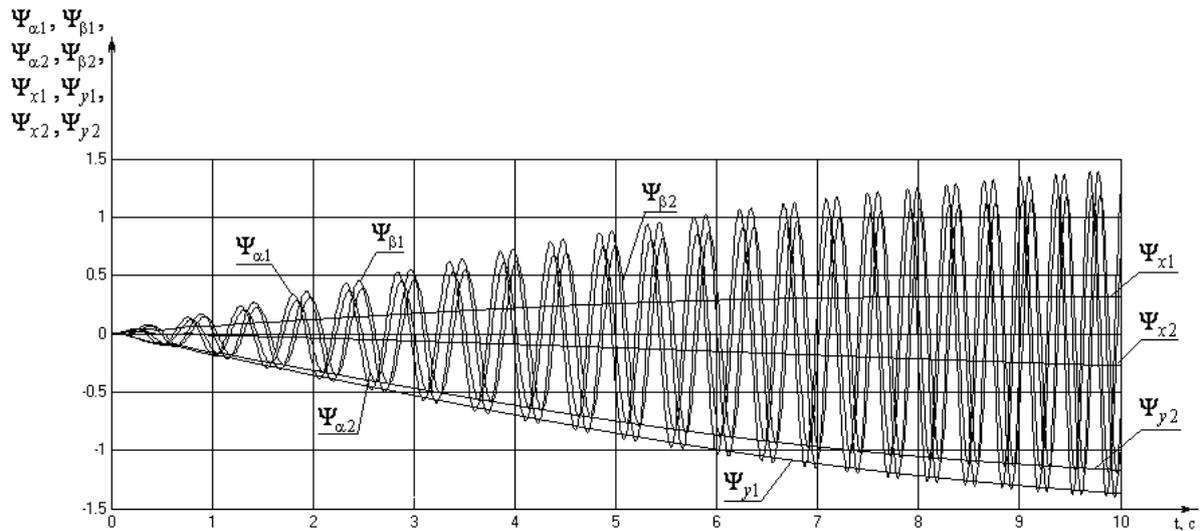


Рис. 2.5. Поведение во времени потокосцеплений в математических моделях (2.4) и (2.7) дизель-поезда с эквивалентным тяговым асинхронным электродвигателем в первые 10 сек разгона дизель-поезда до скорости 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути

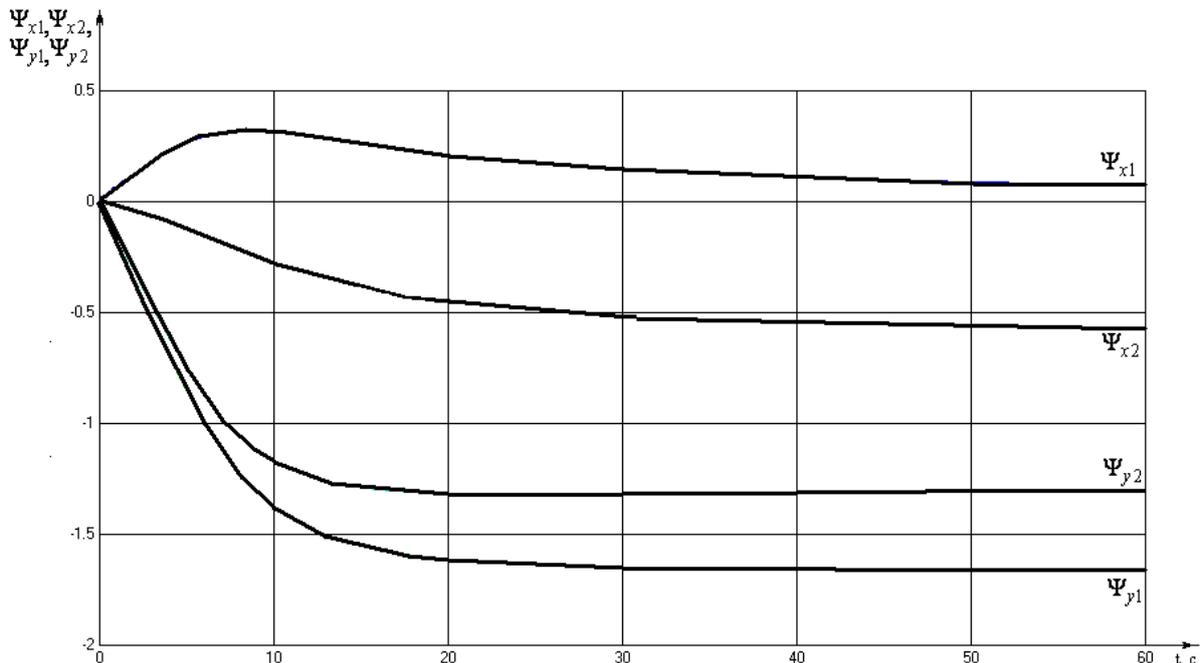


Рис. 2.6. Поведение во времени потокосцеплений двигателя в x, y-системе координат при разгоне дизель-поезда до 60 км/ч на ровном участке пути

На рис. 2.7 (прямая 1) приведен график уклона ровного участка железнодорожного пути длиной 3 км, кривая 2 рис. 2.7 показывает изменение угла уклона железнодорожного пути длиной 3,5 км, а кривая 3

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

показывает изменение угла уклона железнодорожного пути, который используется при ручном просчете маршрутной карты движения состава с помощью алгебраических выражений метода тяговых расчетов.

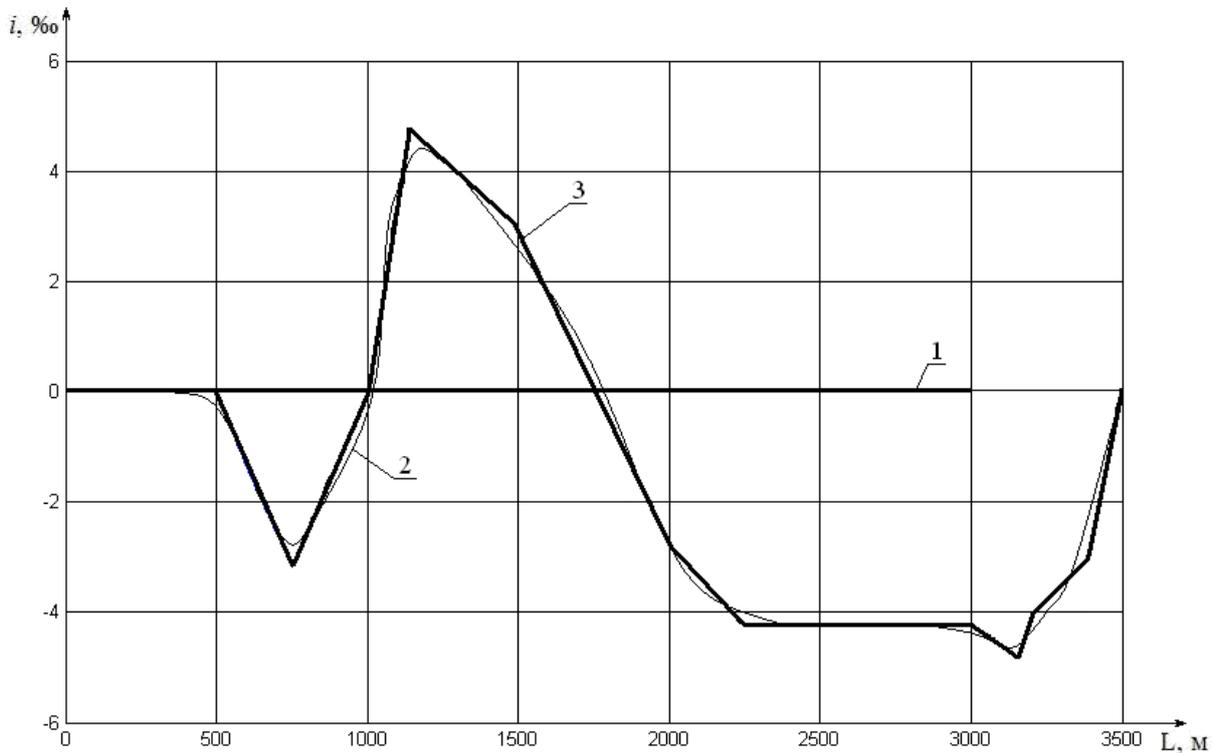


Рис. 2.7. Графики изменения угла уклона железнодорожного пути

На рис. 2.8 (кривые 1, 2 и 3) приведены графики изменения во времени скорости движения дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км (рис. 2.7, прямая 1). График 1 (рис. 2.8) изменения скорости движения был получен с помощью расчетов на модели (2.7) дизель-поезда, график 2 – путем измерения с помощью бортовой информационно-измерительной системы реального дизель-поезда ДЭЛ-02, график 3 – расчетом с помощью алгебраических выражений метода тяговых расчетов.

На рис. 2.9 приведены графики изменения во времени скорости движения дизель-поезда на участке железнодорожного пути с изменяющимся углом уклона  $i$  (рис. 2.7, кривые 2 и 3), длиной 3,5 км:

- кривая 1 получена с помощью математической модели (2.7);
- кривая 2 получена бортовой информационно-измерительной системой реального дизель-поезда ДЭЛ-02;
- кривая 3 и 4 рассчитаны методом тяговых расчетов при изменении угла уклона железнодорожного пути, соответственно по кривым 2 и 3 рис. 2.7.

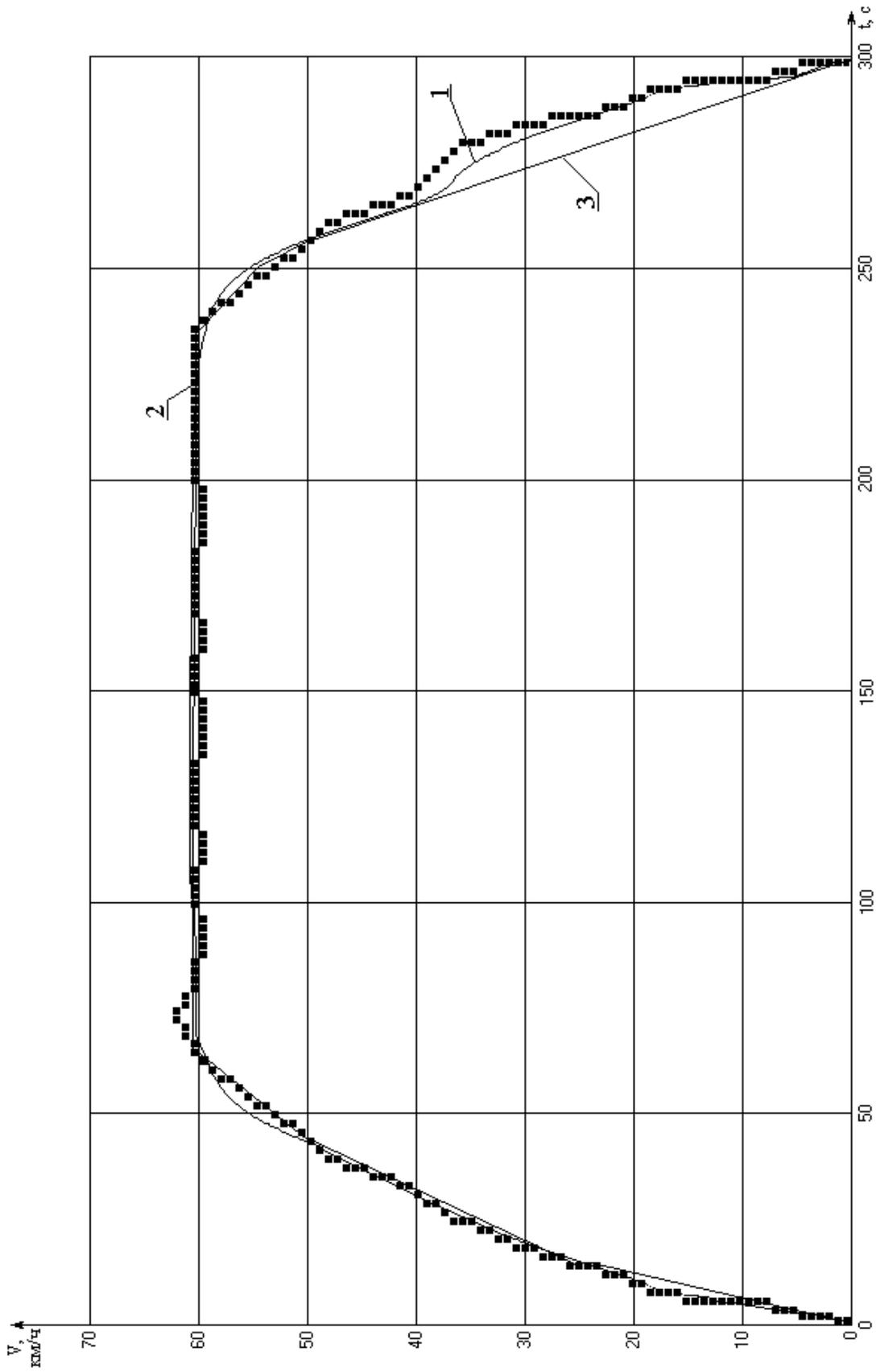


Рис. 2.8. Графики изменения скорости движения дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км

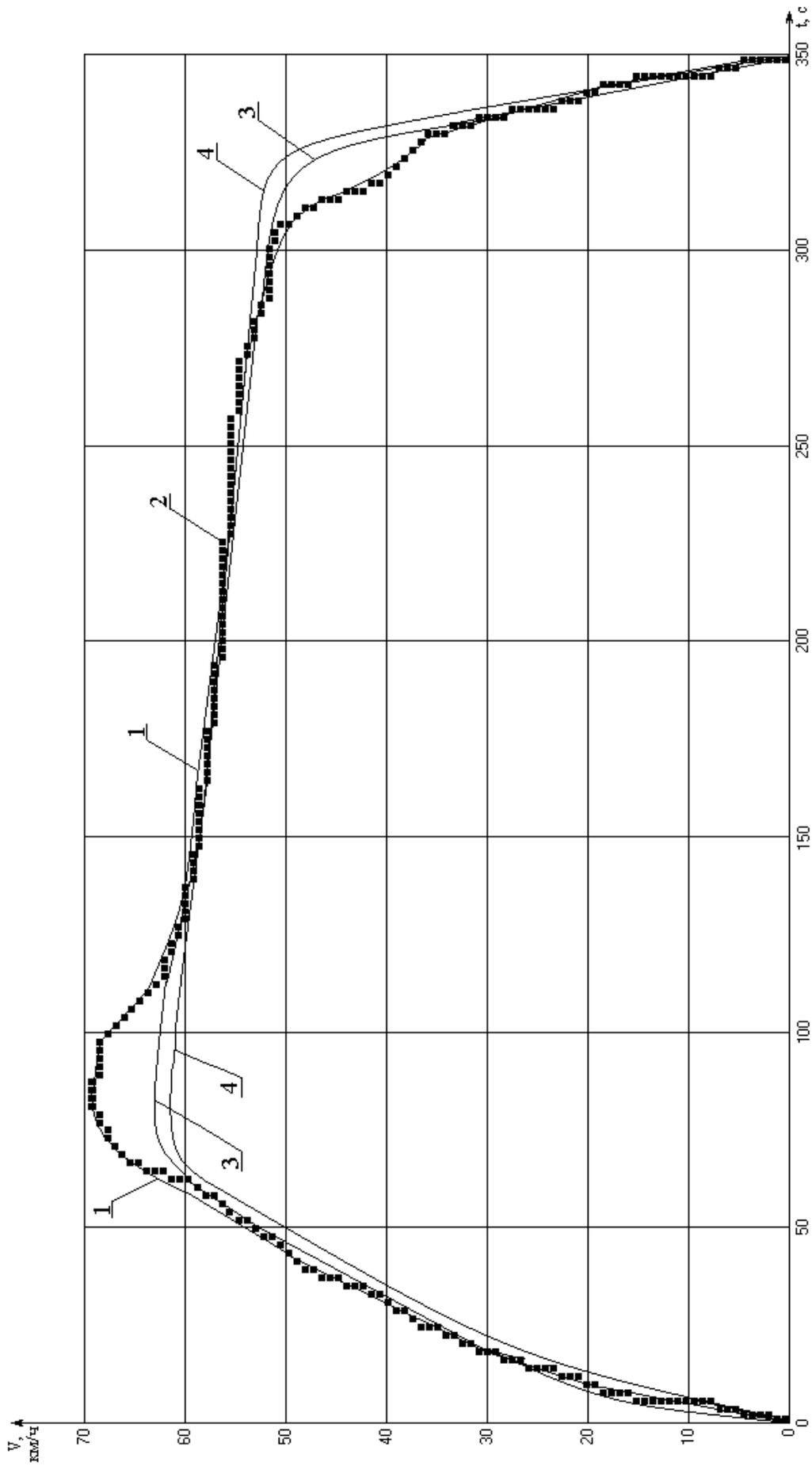


Рис. 2.9. Графики изменения скорости движения дизель-поезда на участке железнодорожного пути длиной 3,5 км с изменяющимся углом уклона

## 2. Структура и компоненты системы поддержки принятия решений ...

---

Из рис. 2.8 видно, что на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км графики изменения скорости движения дизель-поезда, полученные с помощью модели (2.7), алгебраических выражений метода тяговых расчетов и бортовой информационно-измерительной системы реального дизель-поезда ДЭЛ-02, практически совпадают. Это свидетельствует об адекватности результатов, полученных с помощью метода тяговых расчетов и математической модели (2.7), реальному объекту управления. Из рис. 2.9 видно, что на участке железнодорожного пути с изменяющимся углом уклона в интервалах времени (с 60 сек по 125 сек и с 280 сек по 330 сек), есть явное несовпадение результатов, которые получаются, с одной стороны, с помощью алгебраических выражений метода тяговых расчетов, а с другой стороны, с помощью математической модели (2.7) объекта управления и результатов, полученных бортовой информационно-измерительной системой реального дизель-поезда ДЭЛ-02. Это связано с невысокой точностью упрощенных алгебраических выражений метода тяговых расчетов, которые применяются при расчете силы сопротивления движению подвижного состава и связаны со спрямлением профиля железнодорожного пути.

Исходя из изложенного выше можно сделать вывод о том, что при перемещении поезда из начального в конечный пункт назначения по заданному профилю железнодорожного пути с соблюдением определенного графика движения подвижного состава график изменения во времени скорости движения дизель-поезда необходимо рассчитывать с помощью системы обыкновенных дифференциальных уравнений, которая обладают более высокой точностью расчетов основных параметров движения подвижного состава по сравнению с упрощенными алгебраическими выражениями метода тяговых расчетов.

## РАЗДЕЛ 3

### РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ТЯГОВЫМ АСИНХРОННЫМ ПРИВОДОМ С ПОМОЩЬЮ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ

Для решения проблемы синтеза систем управления нелинейными объектами рассмотрены различные виды математического описания реального объекта управления и способы их линеаризации на основе геометрических методов и геометрической теории управления, которые позволяют выполнить линеаризацию нелинейных систем управления с помощью обратной связи в пространстве "вход – выход" или "вход – состояние". В данном разделе приводится решение задачи линеаризации математической модели тягового асинхронного привода на основе инволютивных распределений геометрической теории управления в пространстве "вход – состояние", а также использование полученной модели для синтеза оптимальных законов управления тяговым асинхронным приводом.

#### **3.1. Динамическая линеаризация с помощью обратной связи математической модели тягового привода с одним эквивалентным двигателем**

При исследовании объекта управления целесообразно использовать модель (2.7) тягового асинхронного привода, описанную с помощью системы обыкновенных дифференциальных уравнений через потокосцепления во вращающейся системе координат  $(x, y, 0)$ .

Рассматриваемая выше модель (2.7) тягового асинхронного привода использовалась для получения линейного эквивалента нелинейной системы [132, 133]. Однако относительно большое число одночленов в правой части системы уравнений привело к громоздким и трудно используемым промежуточным выражениям. Поэтому для устранения

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

описанных выше недостатков модели (2.7) последовательно выполним два преобразования. Вначале осуществим замену статорных потокосцеплений на статорные токи с помощью известных выражений [113]:

$$\begin{aligned} i_{us} &= \frac{1}{\sigma L_s} (\Psi_{us} - k_r \Psi_{ur}); \\ i_{vs} &= \frac{1}{\sigma L_s} (\Psi_{vs} - k_r \Psi_{vr}), \end{aligned} \quad (3.1)$$

где  $i_{us}$ ,  $i_{vs}$  – статорные токи соответственно по осям  $u$  и  $v$ ;

$$\sigma = 1 - k_r k_s = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \text{ – полный коэффициент рассеяния;}$$

$$k_s = \frac{L_m}{L_s}, \quad k_r = \frac{L_m}{L_r} \text{ – коэффициенты электромагнитной связи,}$$

соответственно статора и ротора;

$L_m$  – индуктивность контура намагничивания (взаимная индуктивность);

$L_s$ ,  $L_r$  – полные индуктивности, соответственно статора и ротора;

$\Psi_{us}$ ,  $\Psi_{vs}$  – потокосцепления статора, соответственно по осям  $u$  и  $v$ ;

$\Psi_{ur}$ ,  $\Psi_{vr}$  – потокосцепления ротора, соответственно по осям  $u$  и  $v$ .

В результате получена следующая математическая модель:

$$\begin{aligned} \frac{di_{us}}{dt} &= \alpha \beta \Psi_{ur} - \gamma i_{us} + p \beta \Omega \Psi_{vr} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{us}; \\ \frac{di_{vs}}{dt} &= \alpha \beta \Psi_{vr} - \gamma i_{vs} - p \beta \Omega \Psi_{ur} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{vs}; \\ \frac{d\Psi_{ur}}{dt} &= -\alpha \Psi_{ur} - p \Omega \Psi_{vr} + \alpha L_m i_{us}; \\ \frac{d\Psi_{vr}}{dt} &= -\alpha \Psi_{vr} + p \Omega \Psi_{ur} + \alpha L_m i_{vs}; \\ \frac{d\Omega}{dt} &= k_1 \mu (\Psi_{ur} i_{vs} - \Psi_{vr} i_{us}) - a_{50} - a_{51} \Omega - a_{52} \Omega^2, \end{aligned} \quad (3.2)$$

$$\text{где } \alpha = \frac{1}{T_r}; \quad \beta = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r}; \quad \gamma = \frac{R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2} + \frac{R_s}{\sigma L_s}; \quad \mu = \frac{p L_m}{J L_r};$$

$T_r$  – постоянная времени ротора двигателя;

$R_r$ ,  $R_s$  – активные сопротивления роторной и статорной обмоток двигателя;

$p$  – число пар полюсов статора;

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

$J$  – приведенный момент инерции двигателя (с учетом момента инерции дизель-поезда);

$u_{us}, u_{vs}$  – статорные напряжения по осям  $u$  и  $v$ ;

$k_1$  – постоянный коэффициент;

$M_H = a_{50} + a_{51}\Omega + a_{52}\Omega^2$  – момент нагрузки двигателя.

Полученная в результате преобразований модель (3.2) содержит такое же число одночленов в правой части системы уравнений, что и модель (2.7), описанная через потокосцепления статора и ротора, поэтому ее использование для получения линейного эквивалента также проблематично. В связи с этим осуществим второе преобразование – переход с помощью нелинейного преобразования из статической системы координат во вращающуюся систему координат  $(d, q, 0)$ .

Получим, что в новой системе координат

$$\Omega = \omega; \quad (3.3)$$

$$\Psi_d i_q = \Psi_{ur} i_{vs} - \Psi_{vr} i_{us}, \quad (3.4)$$

где  $\Psi_d = \sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2}; \quad (3.5)$

$$i_q = i_{vs} \cos \rho - i_{us} \sin \rho; \quad (3.6)$$

$$\rho = \arcsin \frac{\Psi_{vr}}{\sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2}} \text{ или } \rho = \arccos \frac{\Psi_{ur}}{\sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2}}; \quad (3.7)$$

$i_q$  – ток статора по оси  $q$  в системе координат  $(d, q, 0)$ .

При этом ток статора по оси  $d$  определяется выражением

$$i_d = i_{us} \cos \rho - i_{vs} \sin \rho. \quad (3.8)$$

Наиболее просто с помощью соотношений (3.3) и (3.4) в новой системе координат получается последнее уравнение из системы уравнений (3.2), которое в  $d$ - $q$ -системе координат приобретает вид

$$\frac{d\Omega}{dt} = k_1 \mu \Psi_d i_q - a_{50} - a_{51}\Omega - a_{52}\Omega^2. \quad (3.9)$$

Второе дифференциальное уравнение получим, продифференцировав левую и правую часть выражения (3.5) и подставив вместо производных  $\frac{d\Psi_{ur}}{dt}, \frac{d\Psi_{vr}}{dt}$  соответствующие правые части третьего и четвертого уравнений из системы (3.2). После несложных алгебраических преобразований с учетом выражений (3.7) и (3.8) имеем:

$$\frac{d\Psi_d}{dt} = \frac{\Psi_{ur} \frac{d\Psi_{ur}}{dt} + \Psi_{vr} \frac{d\Psi_{vr}}{dt}}{\sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2}} = -\alpha\Psi_d + \alpha L_m i_d. \quad (3.10)$$

Продифференцировав левую и правую части одного из выражений (3.7) и выполнив простые преобразования с учетом выражений (3.2), (3.5) и (3.6), получим:

$$\frac{d\rho}{dt} = -\frac{\Psi_{vr}}{\Psi_d^2} \frac{d\Psi_{ur}}{dt} + \frac{\Psi_{ur}}{\Psi_d^2} \frac{d\Psi_{vr}}{dt} = p\Omega + \alpha L_m \frac{i_q}{\Psi_d}. \quad (3.11)$$

Последние два дифференциальных уравнения новой математической модели получим, продифференцировав левые и правые части выражений (3.6), (3.8) и подставив необходимые соотношения из уравнений (3.2) и (3.11) и выполнив необходимые алгебраические преобразования:

$$\frac{di_d}{dt} = -\gamma i_d + p\Omega i_q + \alpha L_m \frac{i_q^2}{\Psi_d} + \alpha\beta\Psi_d + \frac{1}{\sigma L_s} (u_{us} \cos\rho + u_{vs} \sin\rho); \quad (3.12)$$

$$\frac{di_q}{dt} = -\gamma i_q - p\Omega i_d - \alpha L_m \frac{i_d i_q}{\Psi_d} - p\beta\Omega\Psi_d + \frac{1}{\sigma L_s} (u_{vs} \cos\rho + u_{us} \sin\rho). \quad (3.13)$$

Введем в полученную модель (3.9) – (3.13) асинхронного двигателя новые управления  $u_d, u_q$ , позволяющие убрать из правых частей уравнений (3.12), (3.13) тригонометрические функции  $\cos\rho$  и  $\sin\rho$ :

$$u_d = u_{us} \cos\rho + u_{vs} \sin\rho; \quad (3.14)$$

$$u_q = u_{vs} \cos\rho + u_{us} \sin\rho. \quad (3.15)$$

Однако при управлении тяговым электроприводом дизель-поезда важно не только поведение самого привода, но и то, какое расстояние проходит состав за интервал времени управления. Это условие можно записать в дифференциальной форме:

$$\frac{dS}{dt} = k\Omega, \quad (3.16)$$

где  $S$  – расстояние от начального пункта движения;  
 $k$  – постоянный коэффициент.

С учетом соотношения (3.16) движение дизель-поезда по перегону может быть описано следующей системой обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\frac{dS}{dt} = k\Omega; \quad (3.17)$$

$$\frac{d\Omega}{dt} = k_1 \mu \Psi_d i_q - a_{20} - a_{21}\Omega - a_{22}\Omega^2; \quad (3.18)$$

$$\frac{d\Psi_d}{dt} = -\alpha\Psi_d + \alpha L_m i_d; \quad (3.19)$$

$$\frac{di_d}{dt} = -\gamma i_d + p\Omega i_q + \alpha L_m \frac{i_q^2}{\Psi_d} + \alpha\beta\Psi_d + \frac{1}{\sigma L_s} u_d; \quad (3.20)$$

$$\frac{di_q}{dt} = -\gamma i_q - p\Omega i_d - \alpha L_m \frac{i_d i_q}{\Psi_d} - p\beta\Omega\Psi_d + \frac{1}{\sigma L_s} u_q; \quad (3.21)$$

$$\frac{d\rho}{dt} = p\Omega + \alpha L_m \frac{i_q}{\Psi_d}, \quad (3.22)$$

где  $S$  – расстояние, отсчитываемое от начала перегона;

$t$  – время;

$k, k_1, a_{20}, a_{21}, a_{22}$  – постоянные коэффициенты;

$\Omega$  – угловая скорость вращения эквивалентного асинхронного двигателя;

$\Omega k = V$  – скорость движения дизель-поезда;

$\mu = pL_m / JL_r$ ;

$p$  – число пар полюсов статора двигателя;

$L_m$  – индуктивность контура намагничивания;

$J$  – момент инерции, приведенный к валу двигателя;

$L_r$  – полная индуктивность ротора;

$\Psi_d = \sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2}$  – потокосцепление ротора двигателя;

$\Psi_{ur}, \Psi_{vr}$  – потокосцепления ротора двигателя по осям  $u$  и  $v$ ;

$i_q = i_{vs} \cos \rho - i_{us} \sin \rho$  – ток статора по оси  $q$  в системе координат  $d, q$ ;

$i_{vs}, i_{us}$  – статорные токи по осям  $u$  и  $v$ ;

$\rho = \arcsin(\Psi_{vr} / \sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2})$  или  $\rho = \arccos(\Psi_{ur} / \sqrt{\Psi_{ur}^2 + \Psi_{vr}^2})$ ;

$\alpha = 1/T_r$ ;

$T_r$  – постоянная времени ротора двигателя;

$i_d = i_{us} \cos \rho - i_{vs} \sin \rho$  – ток статора по оси  $d$  в системе координат  $d, q$ ;

$\gamma = \frac{R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2} + \frac{R_s}{\sigma L_s}$ ;

$\sigma$  – полный коэффициент рассеяния;

$L_s$  – полная индуктивность статора;

$\beta = L_m / (\sigma L_s L_r)$ ;

$$u_d = u_{us} \cos \rho + u_{vs} \sin \rho;$$

$$u_q = u_{vs} \cos \rho + u_{us} \sin \rho.$$

Введем в правые части уравнений (3.20), (3.21) новые управления  $u_1, u_2$ , позволяющие убрать из уравнений нелинейные члены:

$$u_1 = p\Omega i_q + \alpha L_m i_q^2 / \Psi_d + \alpha \beta \Psi_d + u_d / (\sigma L_s); \quad (3.23)$$

$$u_2 = -p\Omega i_d - \alpha L_m i_d i_q / \Psi_d - p \beta \Omega \Psi_d + u_q / (\sigma L_s). \quad (3.24)$$

Обозначив  $x_1 = S$ ;  $x_2 = \Omega$ ;  $x_3 = \Psi_d$ ;  $x_4 = i_d$ ;  $x_5 = i_q$ ;  $x_6 = \rho$ ;  $a_{12} = k$ ;  $a_{22} = -a_{21}$ ;  $a_{222} = -a_{22}$ ;  $a_{235} = k_1 \mu$ ;  $a_{33} = -\alpha$ ;  $a_{34} = \alpha L_m$ ;  $a_{44} = -\gamma$ ;  $a_{55} = -\gamma$ ;  $a_{62} = p$ ;  $a_{635} = \alpha L_m$  и подставив управления (3.23), (3.24) в уравнения (3.20), (3.21), получим следующую модель движения дизель-поезда по перегону:

$$\begin{aligned} \frac{dx_1}{dt} &= a_{12} x_2; \\ \frac{dx_2}{dt} &= -a_{20} + a_{22} x_2 + a_{222} x_2^2 + a_{235} x_3 x_5; \\ \frac{dx_3}{dt} &= a_{33} x_3 + a_{34} x_4; \\ \frac{dx_4}{dt} &= a_{44} x_4 + u_1; \\ \frac{dx_5}{dt} &= a_{55} x_5 + u_2; \\ \frac{dx_6}{dt} &= a_{62} x_2 + a_{635} \frac{x_5}{x_3}. \end{aligned} \quad (3.25)$$

Определим возможность преобразования нелинейной системы уравнений (3.25) к форме Бруновского [137 – 141]. Для этого определим, выполняются ли условия инволютивности для последовательности распределений  $M^0, M^1, M^2$  [109].

**Определение 1.** Пусть заданы: некоторая точка на  $n$ -мерном гладком многообразии  $M$  класса  $C^k$ ,  $k \geq 3$  и целое число  $m$  ( $1 \leq m < n$ ); касательное пространство  $TM_q$ ;  $TS_q$  –  $m$ -мерное подпространство пространства  $TM_q$ . Распределением класса  $C^r$ ,  $1 \leq r < k$  или  $m$ -мерным распределением (или дифференциальной системой размерности  $m$ ) на многообразии  $M$  называется отображение  $\Delta: M \rightarrow TS_q$ ,  $\Delta_q = TS_q \subset TM_q$ , где  $\Delta_q$  – подпространство векторного пространства  $TM_q$ , а точка  $x$  имеет окрестность  $U_x$  с такими  $C^r$  векторными полями  $X_1, \dots, X_q$  на ней, что

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

векторы  $X_1(x^*), \dots, X_q(x^*)$  образуют базис подпространства  $TS_q$  для каждой точки  $x^* \in U$ .

**Определение 2.** Распределение  $\Delta$  называется инволютивным, если для всех точек  $x^* \in U$ ,  $[X_k, X_l](x^*) \in \Delta(x^*)$ ,  $1 \leq k, l \leq q$ , где  $[X_k, X_l]$  – скобки Ли векторных полей  $X_k, X_l$ .

Введем распределение  $\Delta_0$  векторных полей  $G_1(x), G_2(x), \dots, G_m(x)$  нелинейной системы (1.1)  $\Delta_0 = \text{span}\{G_1(x), G_2(x), \dots, G_m(x)\} = \text{span}\{G(x)\}$ , где  $\text{span}$  – линейная оболочка  $G_1, G_2, \dots, G_m$  векторов в точке  $x$ , т.е. это минимальное пространство, порожденное этим набором векторов. Введем также распределение  $\Delta_F = \Delta_0 + F = \text{span}\{F(x) + G(x)\}$ , где  $\Delta_F$  – распределение, смещенное на поле  $F$  относительно распределения  $\Delta_0$ .

Определим с помощью распределений  $\Delta_0$  и  $\Delta_F$  следующие два семейства распределений:

$$\begin{aligned} \Delta^0 &= \Delta_0; & M^0 &= \Delta_0; \\ \Delta^j &= \text{span}\{\Delta^{j-1}, [\Delta_F, \Delta^{j-1}]\}; & M^j &= \text{span}\{M^{j-1}, [F, M^{j-1}]\}; \\ \Delta^\infty &= \bigcup_{j=0}^{\infty} \Delta^j; & M^\infty &= \bigcup_{j=0}^{\infty} M^j, \end{aligned}$$

где  $[F, G]$  – скобки Ли двух векторных полей  $F, G$ , это векторное поле, характеризующее степень "связанности" на многообразии  $M$  полей  $F$  и  $G$ . В рассматриваемом случае они характеризуют возможность или ее отсутствие для совместного интегрирования задаваемых векторными полями  $F$  и  $G$  на гладком многообразии  $M$  уравнений в частных производных. Скобки Ли для векторных полей  $F, G$ , которые на многообразии  $M$  в локальной системе координат имеют вид

$$F(x) = \sum_{j=1}^n \varphi_j(x) \frac{\partial}{\partial x_j}, \quad G(x) = \sum_{j=1}^n \psi_j(x) \frac{\partial}{\partial x_j},$$

определяются следующим образом:

$$[F, G](x) = \sum_{j=1}^n \left( \sum_{i=1}^n \left( \varphi_i(x) \frac{\partial \psi_j(x)}{\partial x_i} - \psi_i(x) \frac{\partial \varphi_j(x)}{\partial x_i} \right) \right).$$

В матричной форме предыдущее выражение можно записать следующим образом:

$$[F, G](x) = \frac{\partial G(x)}{\partial x} F(x) - \frac{\partial F(x)}{\partial x} G(x),$$

$$\text{где } \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \varphi_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial \varphi_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial \varphi_n(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial \varphi_n(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial \mathbf{G}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \psi_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial \psi_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial \psi_n(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial \psi_n(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (\varphi_1(\mathbf{x}), \dots, \varphi_n(\mathbf{x}))^T; \quad \mathbf{G}(\mathbf{x}) = (\psi_1(\mathbf{x}), \dots, \psi_n(\mathbf{x}))^T.$$

В работе [108] доказано, что для локальной линеаризации с помощью аналитической обратной связи и замены координат нелинейной системы уравнений в окрестности  $U_{x_0} \subset M$  некоторой точки равновесия  $\mathbf{x}_0$ , необходимо выполнение следующих условий:

1. Каждое распределение  $M^j$  являются инволютивным,  $0 \leq j \leq p$ , где  $p = k_{max} - 1$  и  $k_{max}$  – наибольший индекс управляемости, т.е. наибольший размер клетки Бруновского в матрице  $A$ :

$$k_{max} = \max_q(k_q, q = \overline{1, m}),$$

$$k_q = \text{card}\{r_j \geq q, 0 \leq j \leq n - m, r_0 = m_0, r_j = m_j - m_{j-1}\}, q = \overline{1, m},$$

где  $\text{card}$  – кардинальное число (число элементов, для которых справедливо неравенство  $r_j \geq q$ ).

$$2. \dim(M^p(\mathbf{x}) = \Delta^p(\mathbf{x}) = \mathbf{L}_0(\mathbf{x})) = n \quad \forall \mathbf{x} \in U_{x_0},$$

где  $\dim(\cdot)$  – размерность соответствующего математического объекта.

С системой дифференциальных уравнений (3.25) связаны векторные поля:

$$\mathbf{X}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} f_1 = a_{12}x_2 \\ f_2 = -a_{20} + a_{22}x_2 + a_{222}x_2^2 + a_{235}x_3x_5 \\ f_3 = a_{33}x_3 + a_{34}x_4 \\ f_4 = a_{44}x_4 \\ f_5 = a_{55}x_5 \\ f_6 = a_{62}x_2 + a_{635} \frac{x_5}{x_3} \end{pmatrix}; \quad \mathbf{Y}_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \mathbf{Y}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix},$$

где  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6)$ .

Поскольку векторные поля  $\mathbf{Y}_1$  и  $\mathbf{Y}_2$  постоянны, то распределение  $M^0 = \text{span}\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2\}$  – инволютивно и  $\dim M^0 = 2$ ;  $\text{span}\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2\}$  – линейная

оболочка векторов  $Y_1$  и  $Y_2$ ;  $\dim M^0$  – размерность распределения  $M^0$  [109].

Рассмотрим распределение  $M^1 = \text{span}\{Y_1, Y_2, L_X Y_1, L_X Y_2\}$ , где  $L_X Y_1$  и  $L_X Y_2$  – производные Ли вдоль векторного поля  $X$  векторных полей  $Y_1$  и  $Y_2$ :

$$L_X Y_1 = [X, Y_1] = \frac{\partial Y_1}{\partial x} X - \frac{\partial X}{\partial x} Y_1 = -\frac{\partial X}{\partial x} Y_1 =$$

$$= - \begin{vmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_1}{\partial x_4} & \frac{\partial f_1}{\partial x_5} & \frac{\partial f_1}{\partial x_6} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial x_4} & \frac{\partial f_2}{\partial x_5} & \frac{\partial f_2}{\partial x_6} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_6}{\partial x_1} & \frac{\partial f_6}{\partial x_2} & \frac{\partial f_6}{\partial x_3} & \frac{\partial f_6}{\partial x_4} & \frac{\partial f_6}{\partial x_5} & \frac{\partial f_6}{\partial x_6} \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 \\ 0 \\ -a_{33} \\ -a_{44} \\ 0 \\ 0 \end{vmatrix};$$

$$L_X Y_2 = [X, Y_2] = \frac{\partial Y_2}{\partial x} X - \frac{\partial X}{\partial x} Y_2 = -\frac{\partial X}{\partial x} Y_2 = \begin{vmatrix} 0 \\ -a_{235}x_3 \\ 0 \\ 0 \\ -a_{55} \\ -\frac{a_{635}}{x_3} \end{vmatrix}^T.$$

Для инволютивности распределения  $M^1$  необходимо выполнение условия  $\text{rank}(Y_1, Y_2, L_X Y_1, L_X Y_2, [X_i, X_j]) = 4$ , где  $X_i, X_j$  – векторные поля из семейства  $(Y_1, Y_2, L_X Y_1, L_X Y_2)$ . Поскольку  $[L_X Y_1, L_X Y_2] = \frac{\partial(L_X Y_2)}{\partial x} L_X Y_1 - \frac{\partial(L_X Y_1)}{\partial x} L_X Y_2 = \frac{\partial(L_X Y_2)}{\partial x} |0, 0, -a_{33}, -a_{44}, 0, 0|^T = |0, a_{33}a_{235}, 0, 0, 0, -\frac{a_{33}a_{635}}{x_3^2}|^T$ , то ранг матрицы  $R = (Y_1, Y_2, L_X Y_1, L_X Y_2, [L_X Y_1, L_X Y_2])$  равен пяти.

В связи с этим распределение  $M^1$  не является инволютивным. Для определения канала, в который необходимо вводить интегратор, проверим инволютивность подраспределений  $M_1^1 = \text{span}\{Y_1, Y_2, L_X Y_1\}$  и  $M_2^1 = \text{span}\{Y_1, Y_2, L_X Y_2\}$ . Очевидно, что  $[Y_1, Y_2] = [Y_1, L_X Y_1] = |0, 0, 0, 0, 0, 0|$ .  
Имеем также  $[Y_2, L_X Y_1] = \frac{\partial(L_X Y_1)}{\partial x} Y_2 - \frac{\partial Y_2}{\partial x} L_X Y_1 = |0, 0, 0, 0, 0, 0|$ ;  
 $[Y_1, L_X Y_2] = \frac{\partial(L_X Y_2)}{\partial x} Y_1 - \frac{\partial Y_1}{\partial x} L_X Y_2 = \frac{\partial(L_X Y_2)}{\partial x} Y_1 = |0, 0, 0, 0, 0, 0|$ ;  $[Y_2, L_X Y_2] = \frac{\partial(L_X Y_2)}{\partial x} Y_2 - \frac{\partial Y_2}{\partial x} L_X Y_2 = \frac{\partial(L_X Y_2)}{\partial x} Y_2 = |0, 0, 0, 0, 0, 0|$ . Поэтому оба

распределения  $M_1^1$  и  $M_2^1$  являются инволютивными и имеют одинаковую размерность, равную трем. Таким образом интегратор или дополнительную переменную можно вводить в любой канал. Однако, как показывают вычисления, один интегратор не позволяет решить проблему получения необходимого числа инволютивных распределений для расширенной системы. В расширенной системе распределение  $M^1$  становится инволютивным, однако распределение  $M^2$  уже не является инволютивным. Поэтому введем во вторую подсистему уравнений два интегратора.

Обозначим  $u_1^* = u_1$  и введем дополнительные фазовые координаты  $x_7$  и  $x_8$  в канал, связанный со вторым управлением  $u_2$ :  $x_7 = u_2$ ,  $\frac{dx_7}{dt} = x_8$ ,  $\frac{dx_8}{dt} = u_2^*$ . С расширенной моделью объекта управления связаны векторные поля:

$$\mathbf{X}^*(\mathbf{x}^*) = \begin{pmatrix} a_{12}x_2 \\ -a_{20} + a_{22}x_2 + a_{222}x_2^2 + a_{235}x_3x_5 \\ a_{33}x_3 + a_{34}x_4 \\ a_{44}x_4 \\ a_{55}x_5 + x_7 \\ a_{62}x_2 + a_{635}\frac{x_5}{x_3} \\ x_8 \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \mathbf{Y}_1^* = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \mathbf{Y}_2^* = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Для расширенной модели объекта управления распределение  $M^{0*} = \text{span}\{\mathbf{Y}_1^*, \mathbf{Y}_2^*\}$  – инволютивно и  $\dim M^{0*} = 2$ .

Поскольку

$$\begin{aligned} L_{\mathbf{X}^*}\mathbf{Y}_1^* &= [\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}_1^*] = \frac{\partial \mathbf{Y}_1^*}{\partial \mathbf{x}^*} \mathbf{X}^* - \frac{\partial \mathbf{X}^*}{\partial \mathbf{x}^*} \mathbf{Y}_1^* = |0, 0, -a_{34}, -a_{44}, 0, 0, 0, 0|^T; \\ L_{\mathbf{X}^*}\mathbf{Y}_2^* &= [\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}_2^*] = \frac{\partial \mathbf{Y}_2^*}{\partial \mathbf{x}^*} \mathbf{X}^* - \frac{\partial \mathbf{X}^*}{\partial \mathbf{x}^*} \mathbf{Y}_2^* = -\frac{\partial \mathbf{X}^*}{\partial \mathbf{x}^*} \mathbf{Y}_2^* = |0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ -1 \ 0|^T, \end{aligned}$$

распределение  $M^{1*} = \text{span}\{\mathbf{Y}_1^*, \mathbf{Y}_2^*, L_{\mathbf{X}^*}\mathbf{Y}_1^*, L_{\mathbf{X}^*}\mathbf{Y}_2^*\}$  также инволютивно, так как оно образовано векторами с постоянными компонентами, при этом  $m_1 = \dim M^{1*} = 4$ .

Проверим распределение  $M^{2*} = \text{span}\{M^{1*}, [X^*, M^{1*}]\} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, L_{X^*}Y_1^*, L_{X^*}Y_2^*, L_{X^*}^2Y_1^*, L_{X^*}^2Y_2^*\}$ . Имеем:

$$L_{X^*}^2Y_1^* = [X^*, L_{X^*}Y_1^*] = \frac{\partial(L_{X^*}Y_1^*)}{\partial x^*} X^* - \frac{\partial X^*}{\partial x^*} L_{X^*}Y_1^* =$$

$$= \left| 0, a_{34}a_{235}x_5, a_{33}a_{34} + a_{34}a_{44}, a_{44}^2, 0, -\frac{a_{34}a_{635}x_5}{x_3^2}, 0, 0 \right|^T;$$

$$L_{X^*}^2Y_2^* = [X^*, L_{X^*}Y_2^*] = \frac{\partial(L_{X^*}Y_2^*)}{\partial x^*} X^* - \frac{\partial X^*}{\partial x^*} L_{X^*}Y_2^* = |0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0|^T.$$

Поскольку  $[L_{X^*}^2Y_1^*, L_{X^*}^2Y_2^*] = \frac{\partial(L_{X^*}^2Y_2^*)}{\partial x^*} L_{X^*}Y_1^* - \frac{\partial(L_{X^*}^2Y_1^*)}{\partial x^*} L_{X^*}Y_2^* =$

$$= \left| 0, -a_{34}a_{235}, 0, 0, 0, \frac{a_{34}a_{635}}{x_3^2}, 0, 0 \right|^T$$

и ранг матрицы  $R_2 = (Y_1^*, Y_2^*, L_{X^*}Y_1^*, L_{X^*}Y_2^*, L_{X^*}^2Y_1^*, L_{X^*}^2Y_2^*, [L_{X^*}^2Y_1^*, L_{X^*}^2Y_2^*])$  не равен 6, то распределение  $M^{2*}$  не является инволютивным. Так как динамическая линеаризация при наличии двух управлений возможна при наличии инволютивности более простых распределений – подраспределений  $M_1^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, L_{X^*}Y_1^*, L_{X^*}^2Y_1^*\}$ ,  $M_2^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, L_{X^*}Y_2^*, L_{X^*}^2Y_2^*\}$ , то проверим их инволютивность.

Подраспределение  $M_1^{2*}$  не является инволютивным, поскольку  $[L_{X^*}Y_1^*, L_{X^*}^2Y_1^*] \neq [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$ . Распределение  $M_2^{2*}$  инволютивно, поскольку все его векторы имеют постоянные компоненты.

Исследуем распределение  $M_2^{3*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, L_{X^*}Y_2^*, L_{X^*}^2Y_2^*, L_{X^*}^3Y_2^*\}$ . Имеем:

$$L_{X^*}^3Y_2^* = [X^*, L_{X^*}^2Y_2^*] = \frac{\partial(L_{X^*}^2Y_2^*)}{\partial x^*} X^* - \frac{\partial X^*}{\partial x^*} L_{X^*}^2Y_2^* = -\frac{\partial X^*}{\partial x^*} L_{X^*}^2Y_2^* =$$

$$= \left| 0, a_{235}x_3, 0, 0, a_{55}, \frac{a_{635}}{x_3}, 0, 0 \right|^T;$$

$$[L_{X^*}^2Y_2^*, L_{X^*}^3Y_2^*] = \frac{\partial(L_{X^*}^3Y_2^*)}{\partial x^*} L_{X^*}Y_2^* - \frac{\partial(L_{X^*}^2Y_2^*)}{\partial x^*} L_{X^*}^3Y_2^* = \frac{\partial(L_{X^*}^3Y_2^*)}{\partial x^*} L_{X^*}Y_2^* =$$

$$= |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$[L_{X^*} Y_2^*, L_{X^*}^3 Y_2^*] = \frac{\partial(L_{X^*}^3 Y_2^*)}{\partial x^*} L_{X^*} Y_2^* - \frac{\partial(L_{X^*} Y_2^*)}{\partial x^*} L_{X^*}^3 Y_2^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$[Y_1^*, L_{X^*}^3 Y_2^*] = [Y_2^*, L_{X^*}^3 Y_2^*] = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T.$$

Таким образом, распределение  $M_2^{3*}$  – инволютивно. На основе теории о линейных эквивалентах для нелинейных аффинных систем с двумя управлениями [109] получаем, что индексы управляемости  $k_1$  и  $k_2$  для рассматриваемого объекта управления одинаковы:  $k_1 = k_2 = 4$  и каноническая форма Бруновского имеет две клетки. Поскольку число рассматриваемых инволютивных распределений  $M_j$ ,  $j = 0, 1, \dots, k_{\max} - 1$ , где  $k_{\max}$  – максимальный индекс управляемости, для данного объекта он равен четырем, то условия для получения линейного эквивалента для рассматриваемого объекта выполнены. В результате получим математическую модель в форме Бруновского:

$$\frac{dy_i}{dt} = y_{i+1}, \quad i = 1, 2, 3, 5, 6, 7;$$

$$\frac{dy_i}{dt} = v_k, \quad i = 4, 8; \quad k = i/4. \quad (3.26)$$

Поскольку модель объекта в форме Бруновского имеет две клетки, то необходимо определить две функции преобразования  $T_1(x^*)$  и  $T_2(x^*)$  от расширенной модели объекта управления к модели в форме Бруновского. Известно [109], что такие функции  $y_1 = T_1(x^*)$ ,  $y_2 = T_2(x^*)$  существуют и из них путем последовательного дифференцирования вдоль векторного поля  $X_1 = X^* + u_1^* Y_1^* + u_2^* Y_2^*$  можно определить  $y_2, y_3, y_4, y_6, y_7$ .

В рассматриваемой задаче

$$y_1 = T_1(x^*) = x_1;$$

$$y_2 = L_{X^*} T_1(x^*) = \sum_{i=1}^8 \frac{\partial T_1(x^*)}{\partial x_i} X_i^* = a_{12} x_2;$$

$$y_3 = L_{X^*} (L_{X^*} T_1(x^*)) = \sum_{i=1}^8 \frac{\partial (L_{X^*} T_1(x^*))}{\partial x_i} X_i^* =$$

$$= a_{12} (-a_{20} + a_{22} x_2 + a_{222} x_2^2 + a_{235} x_3 x_5);$$

$$y_4 = L_{X^*} (L_{X^*}^2 T_1(x^*)) = \sum_{i=1}^8 \frac{\partial (L_{X^*}^2 T_1(x^*))}{\partial x_i} X_i^* = a_{12} (a_{22} + 2a_{222} x_2) (a_{22} x_2 + a_{222} x_2^2 +$$

$$+ a_{235} x_3 x_5) + a_{12} a_{235} x_5 (a_{33} x_3 + a_{34} x_4) + a_{12} a_{235} x_3 (a_{55} x_5 + x_7);$$

$$y_5 = T_2(x^*) = x_5;$$

$$y_6 = L_{X^*} T_2(x^*) = \sum_{i=1}^8 \frac{\partial T_2(x^*)}{\partial x_i} X_i^* = a_{55}x_5 + x_7;$$

$$y_7 = L_{X^*}(L_{X^*} T_2(x^*)) = \sum_{i=1}^8 \frac{\partial (L_{X^*} T_2(x^*))}{\partial x_i} X_i^* = a_{55}(a_{55}x_5 + x_7) + x_8;$$

$$y_8 = L_{X^*}(L_{X^*}^2 T_2(x^*)) = \sum_{i=1}^8 \frac{\partial (L_{X^*}^2 T_2(x^*))}{\partial x_i} X_i^* = a_{55}(a_{35}a_{55}x_5 + a_{35}x_7 + x_8).$$

На рис. 3.1 и 3.2 приведены процессы, полученные с помощью математических моделей (3.25) и (3.26).

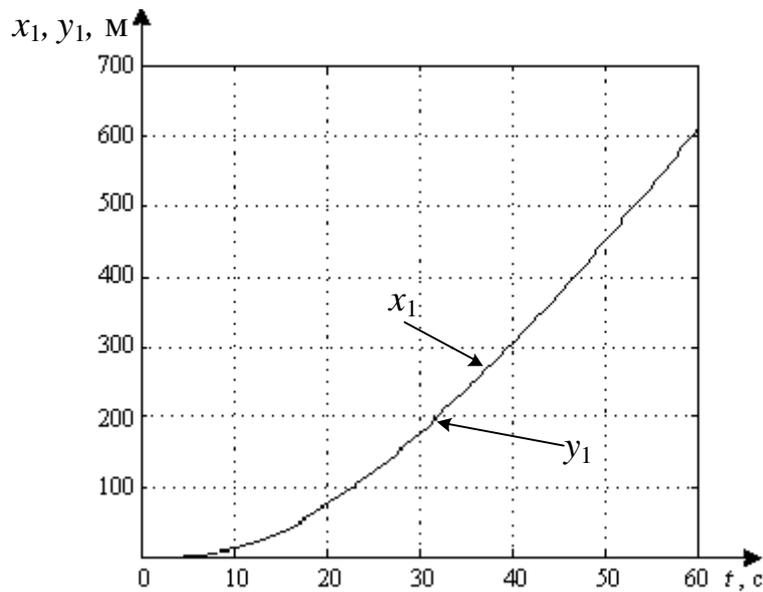


Рис. 3.1. Поведение переменных  $x_1$  и  $y_1$  во времени

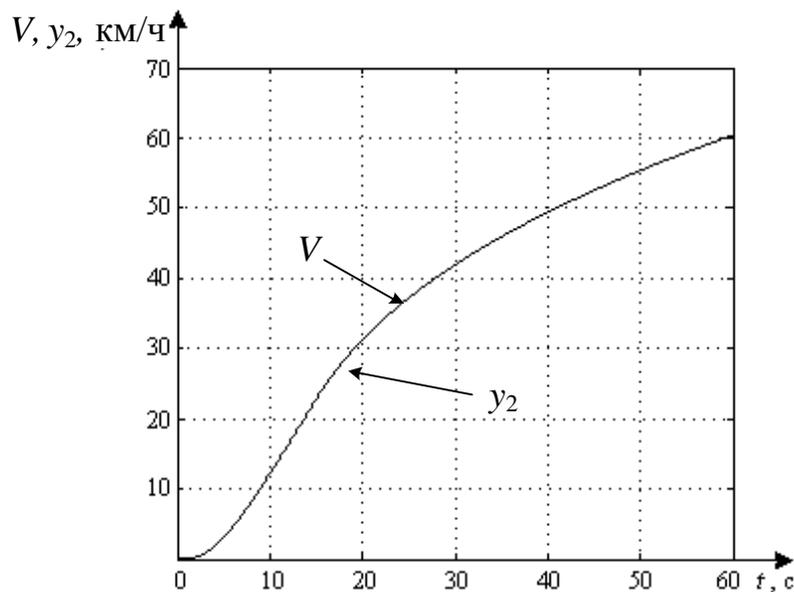


Рис. 3.2. Поведение переменных  $V$  и  $y_2$  во времени

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

На рис. 3.1 с помощью переменных  $x_1$  (модель (3.25)) и  $y_1$  (модель (3.26)) показано изменение во времени пройденного дизель-поездом расстояния при разгоне состава до 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути. Как следует из рисунка,  $x_1 \equiv y_1$ . На рис. 3.2 показаны изменения скорости дизель-поезда, полученные с помощью модели (3.25) (переменная  $V$ ), и модели (3.26) (переменная  $y_2$ ), как видно из рисунка  $V \equiv y_2$ . Таким образом, математическая модель в форме Бруновского эквивалентна исходной нелинейной модели (3.25).

Для проведения исследований с учетом мгновенных значений переменных на математической модели дизель-поезда (2.7), описанной в прямоугольной системе координат, необходим переход от средних значений управлений  $u_1$  и  $u_2$  к их мгновенным значениям. Для этого вначале осуществим переход от средних значений управлений  $u_1$  и  $u_2$  к управлениям амплитудой  $A$  и частотой  $\omega$  питающего напряжения.

На рис. 3.3 приведено поведение во времени управлений по амплитуде  $A$  и частоте  $\omega$  при разгоне дизель-поезда до 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути.

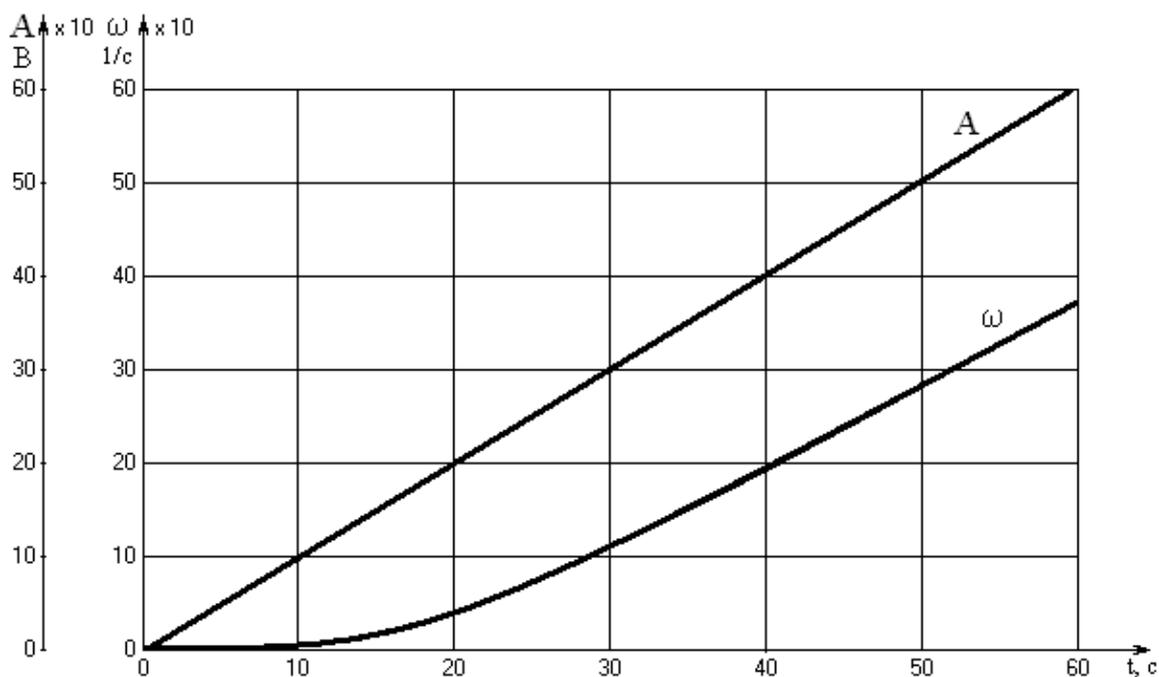


Рис. 3.3. Управление по амплитуде и частоте при разгоне дизель-поездом до 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути

С помощью известных выражений [113] по полученным управлениям  $A$  и  $\omega$  можно получить значения питающих напряжений двигателя дизель-поезда, которые обозначим по осям  $x$  и  $y$  соответственно  $u_x$  и  $u_y$ .

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

На рис. 3.4 приведено поведение во времени питающих напряжений двигателя дизель-поезда  $u_x$  и  $u_y$  и поведение во времени управлений  $u_{x1}$  и  $u_{y1}$  в математической модели дизель-поезда (2.7) в первые 10 сек разгона поезда до скорости 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км. Из рис. 3.4 видно, что питающие напряжения двигателя и управления в модели (2.7) дизель-поезда совпадают, т.е.  $u_x = u_{x1}$  и  $u_y = u_{y1}$ , что, в свою очередь, свидетельствует о том, что переход от управлений, представленных в мгновенных значениях, к управлениям, представленным в средних значениях и обратно, осуществлен правильно.

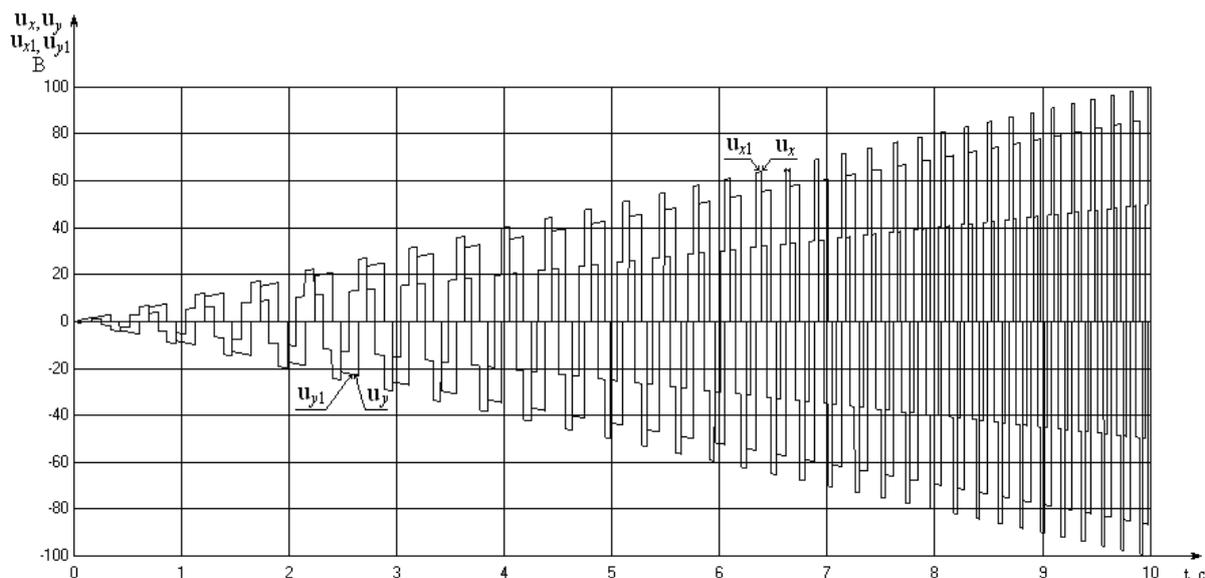


Рис. 3.4. Графики изменения питающих напряжений  $u_x$  и  $u_y$  двигателя дизель-поезда и управлений  $u_{x1}$  и  $u_{y1}$  в математической модели (2.7) дизель-поезда

Сравнение поведения во времени основных процессов, протекающих в моделях асинхронного привода (2.7), (3.2), (3.25), (3.26) и на реальном дизель-поезде ДЭЛ-02 в таких динамических режимах его работы как разгон до скорости 60 км/ч, поддержание скорости 60 км/ч движения поезда и торможение до полной остановки состава, на ровном участке железнодорожного пути без учета действующих ограничений на ускорение, подтвердило правильность линеаризации обратной связью исходной математической модели, работоспособность модели объекта, представленной в канонической форме Бруновского, и адекватность полученных управлений (рис. 3.5).

При этом формирование сигналов управления осуществлялось по заранее заданному закону ( $U/f = \text{const}$ ). Графики 1, 2, 3 и 4 рис. 3.5 иллюстрируют изменения во времени скорости движения дизель-поезда соответственно математических моделей асинхронного привода (2.7), (3.2), (3.25) и (3.26), а также реального дизель-поезда (график 5) на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км.

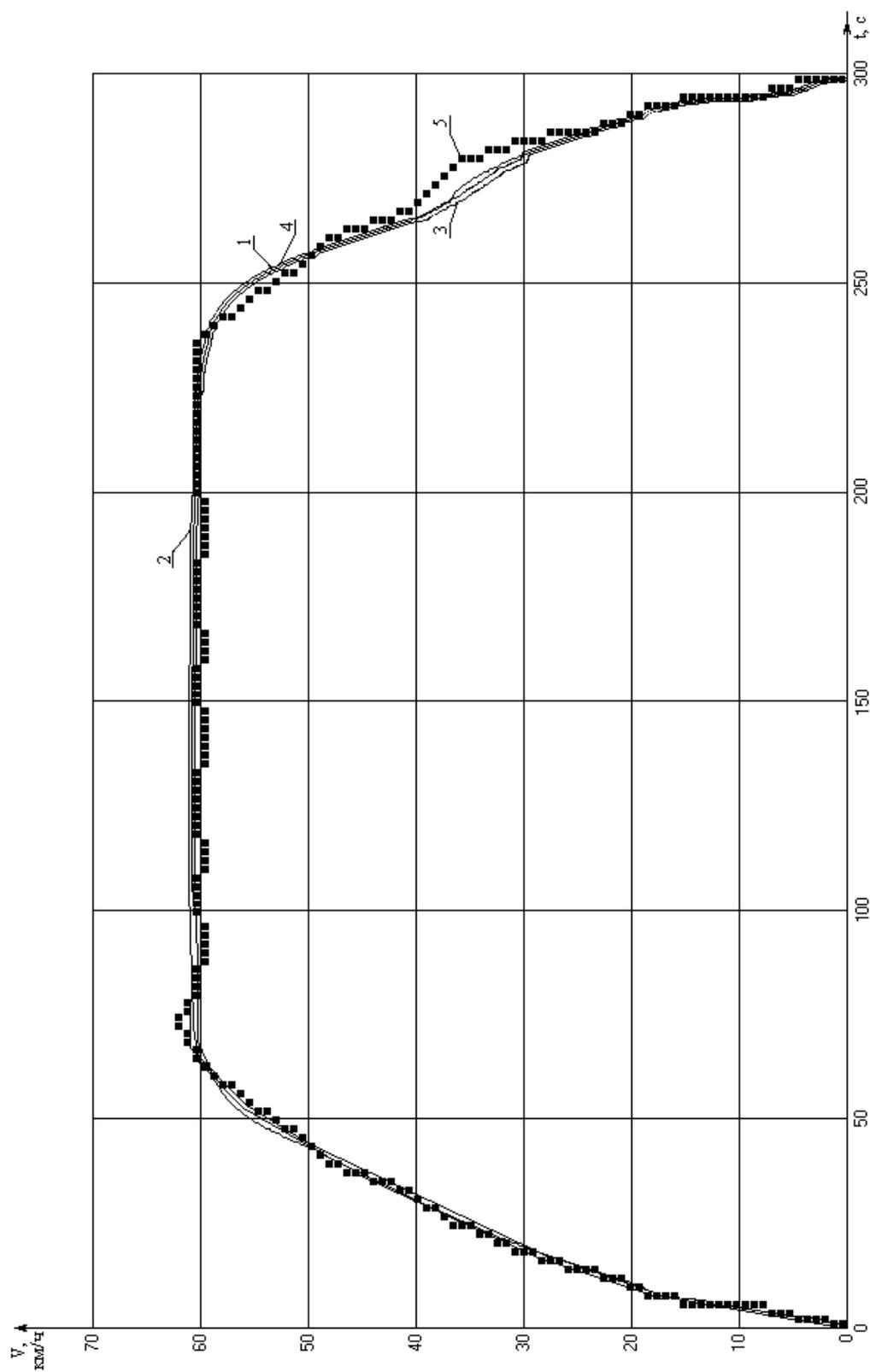


Рис. 3.5. Графики изменения скорости движения на моделях (модель (2.7) – график 1, модель (3.2) – график 2, модель (3.25) – график 3, модель (3.26) – график 4) и реальном дизель-поезде ДЭЛ-02 на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км (график 5)

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

---

Таким образом, впервые средствами дифференциальной геометрии получена работоспособная математическая модель тягового асинхронного привода в канонической форме Бруновского, которую можно использовать для синтеза системы оптимального управления асинхронным приводом.

Метод, основанный на геометрической теории управления, динамической линеаризации обратной связью, в пространстве "вход – состояние" нелинейной математической модели тягового асинхронного электропривода дизель-поезда, с помощью последовательности инволютивных распределений, может быть представлен в виде алгоритма. Упрощенное словесное описание алгоритма преобразования нелинейных систем к линейному виду приведено ниже.

#### **Алгоритм преобразования нелинейных систем к линейному виду**

*Шаг. 1.* Задание исходной системы нелинейных дифференциальных уравнений.

*Шаг. 2.* Построение векторных полей, связанных с системой нелинейных дифференциальных уравнений.

*Шаг. 3.* Проверка последовательности распределений на выполнение условий инволютивности. В случае выполнения условий инволютивности последовательности распределений – переход к шагу 5 алгоритма.

*Шаг. 4.* В случае невыполнения условий инволютивности последовательности распределений необходимо увеличение размерности пространства путем введения дополнительной фазовой координаты в канал, связанный с управлением. Переход к шагу 2 алгоритма.

*Шаг. 5.* Определение индекса управляемости для рассматриваемой системы управления на основе использования теории о линейном эквиваленте для нелинейной аффинной системы с векторным управлением.

*Шаг. 6.* По индексу управляемости системы определяется форма линейного эквивалента, т.е. определяется количество клеток канонической формы Бруновского.

*Шаг. 7.* Построение системы дифференциальных уравнений, из которой путем последовательного дифференцирования, вдоль соответствующих векторных полей, определяются функции перехода к канонической форме Бруновского.

*Шаг. 8.* Нахождение функций перехода к канонической форме Бруновского.

*Шаг. 9.* Определение управляющих воздействий для линейной системы уравнений в канонической форме Бруновского.

*Шаг. 10.* Переход от управлений линейной системой в форме Бруновского к управлениям для исходной системы нелинейных уравнений.

*Шаг. 11.* Останов.

Таким образом, существует алгоритм преобразования широкого класса нелинейных систем к линейному виду с помощью инволютивных распределений геометрической теории управления.

### 3.2. Синтез законов оптимального управления дизель-поездом на основе принципа максимума Понтрягина

Оптимизация процессов управления тяговым подвижным составом считается одной из важнейших задач железнодорожного транспорта. В зависимости от требований, предъявляемых к движению состава, может быть дана та или иная формулировка задачи оптимального управления тяговым приводом. Число таких задач в общем случае велико, однако большинство из них может быть сведено к двум основным типам задач, решаемых методами теории оптимального управления. Это задачи максимального быстродействия и минимизации взвешенной линейной комбинации времени и расхода квадрата управления.

#### 3.2.1. Решение задачи максимального быстродействия

Решим вначале с помощью принципа максимума Понтрягина задачу максимального быстродействия. Поскольку линейная модель объекта управления в форме Бруновского (3.26) состоит из двух одинаковых по внешнему виду подсистем дифференциальных уравнений, то можно рассматривать определение управления  $v_1$ , минимизирующего функционал

$$J = \int_{t_0}^{t_1} dt, \quad (3.27)$$

где  $t_0$  и  $t_1$  – начало и конец интервала управления, только для одной из подсистем – первой:

$$\frac{dz_1}{dt} = kz_2; \quad \frac{dz_k}{dt} = z_{k+1}, \quad k = 2, 3; \quad \frac{dz_4}{dt} = v_1. \quad (3.28)$$

Необходимо найти управление  $v_1$ , минимизирующее функционал (3.27) при переводе объекта (3.28) из начального состояния  $z_i = (t_0) = 0, i = \overline{1, 4}$  в конечное состояние  $z_1 = (t_1) = L, z_j = (t_1) = 0, j = \overline{2, 3}$ . При этом на управление  $v_1$  наложены ограничения:

$$v_{1\min} \leq v_1 \leq v_{1\max}; v_{1\min} \leq 0, v_{1\max} > 0. \quad (3.29)$$

Запишем функцию Гамильтона:

$$H(z_i(t), \psi_i(t), v_1) = \psi_1 k z_2 + \psi_2 z_3 + \psi_3 z_4 + \psi_4 v_1 + \psi_0 z_0, \quad i = \overline{0, 4}; \quad (3.30)$$

$$H(z_i(t), \psi_i(t), v_1) = \max_{v_1 \in G} H(z_i(t), \psi_i(t), v_1),$$

где  $z_0 \equiv 1$  – дополнительная фазовая переменная, учитывающая наличие функционала (3.27);

$\psi_i$  ( $i = \overline{0, 4}$ ) – сопряженные переменные;

$G$  – область допустимых управлений, задаваемая неравенствами (3.29).

В силу линейности гамильтониана (3.30) по отношению к управлению  $v_1$  получаем, что он достигает своего максимального значения при условии, что управление  $v_1$  по своему знаку противоположно сопряженной переменной  $\psi_4$ :

$$v_1 = \begin{cases} v_{1\max} \psi_4, & \text{при } \psi_4 > 0, \\ v_{1\min} \psi_4, & \text{при } \psi_4 < 0. \end{cases} \quad (3.31)$$

Сопряженные переменные  $\psi_i$  ( $i = \overline{0, 4}$ ) определяются из системы дифференциальных уравнений

$$\begin{aligned} \frac{d\psi_i}{dt} &= -\frac{\partial H}{\partial z_i}, \quad i = \overline{0, 4}; \\ \psi_i(t_1) &= \psi_{1i}, \quad i = \overline{0, 4}, \end{aligned} \quad (3.32)$$

где  $\psi_i(t_1)$  ( $i = \overline{0, 4}$ ) – значения сопряженных переменных в конечный момент интервала управления.

Выполняя дифференцирование правых частей уравнений (3.32), с учетом выражения (3.30), получим:

$$\begin{aligned} \frac{d\psi_0}{dt} &= 0; \quad \frac{d\psi_1}{dt} = 0; \quad \frac{d\psi_2}{dt} = -k\psi_1; \\ \frac{d\psi_3}{dt} &= -\psi_2; \quad \frac{d\psi_4}{dt} = -\psi_3. \end{aligned} \quad (3.33)$$

Интегрируя дифференциальные уравнения (3.33), найдем сопряженные переменные:

$$\begin{aligned}\Psi_0 &= c_0; \Psi_1 = c_1; \Psi_2 = -kc_1t + c_2; \\ \Psi_3 &= \frac{kc_1}{2}t^2 - c_2t + c_3; \\ \Psi_4 &= -\frac{kc_1}{6}t^3 + \frac{c_2}{2}t^2 - c_3t + c_4,\end{aligned}\tag{3.34}$$

где  $c_k$  ( $k = \overline{0, 4}$ ) – константы.

Так как константы  $c_i$  ( $i = \overline{0, 4}$ ) неизвестны, то применение принципа максимума Понтрягина приводит на этом этапе к качественному описанию изменения управления. Поскольку функция  $\Psi_4(t)$  может менять знак не более трех раз, то и управление  $v_1$  может иметь не более трех изменений знака управления, т.е. не более четырех интервалов постоянства управления.

Однако в рассматриваемом случае решение существенно упрощается, поскольку при ровном участке железнодорожного пути перевозка пассажиров дизель-поездом начинается с разгона, достижения максимальной скорости, движения с этой скоростью, а затем – торможение и остановка, то есть наблюдается только два интервала постоянства управления. Время переключения с одного постоянного управления на другое может быть определено с помощью итерационной процедуры. Переменный профиль пути на равнинной местности не вносит существенных изменений в закон управления, однако время переключения с одного управления на другое может изменяться и может не быть интервала времени с постоянной скоростью движения.

На рис. 3.6 представлены графики изменения во времени управления  $v_1$ , ускорения  $a$  и скорости  $V$  состава для математической модели (3.28) при движении дизель-поезда на ровном участке пути длиной 3 км без учета действующих на транспорте ограничений по ускорению.

Поскольку подсистема уравнений линейной модели (3.26) описывают один и тот же физический объект – асинхронный двигатель, а управления  $v_1$  и  $v_2$  являются управлениями этим двигателем, которые, в конечном итоге, определяют амплитуду  $A$  и частоту  $\omega$  питающего напряжения при частотном управлении двигателем, то управления  $v_1$  и  $v_2$  взаимосвязаны. В рассматриваемой задаче управления  $v_1$  однозначно определяет управление  $v_2$ :

$$v_2 = \begin{cases} v_{2\max}, & \text{если } v_1 = v_{1\max}, \\ v_{2\min}, & \text{если } v_1 = v_{1\min}. \end{cases}$$

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

где  $v_{2\min}$ ,  $v_{2\max}$  – соответственно минимально и максимально допустимые значения управления  $v_2$ ,  $v_{2\min} \leq v_2 \leq v_{2\max}$ ;  $v_{2\min} \leq 0$ ,  $v_{2\max} > 0$ .

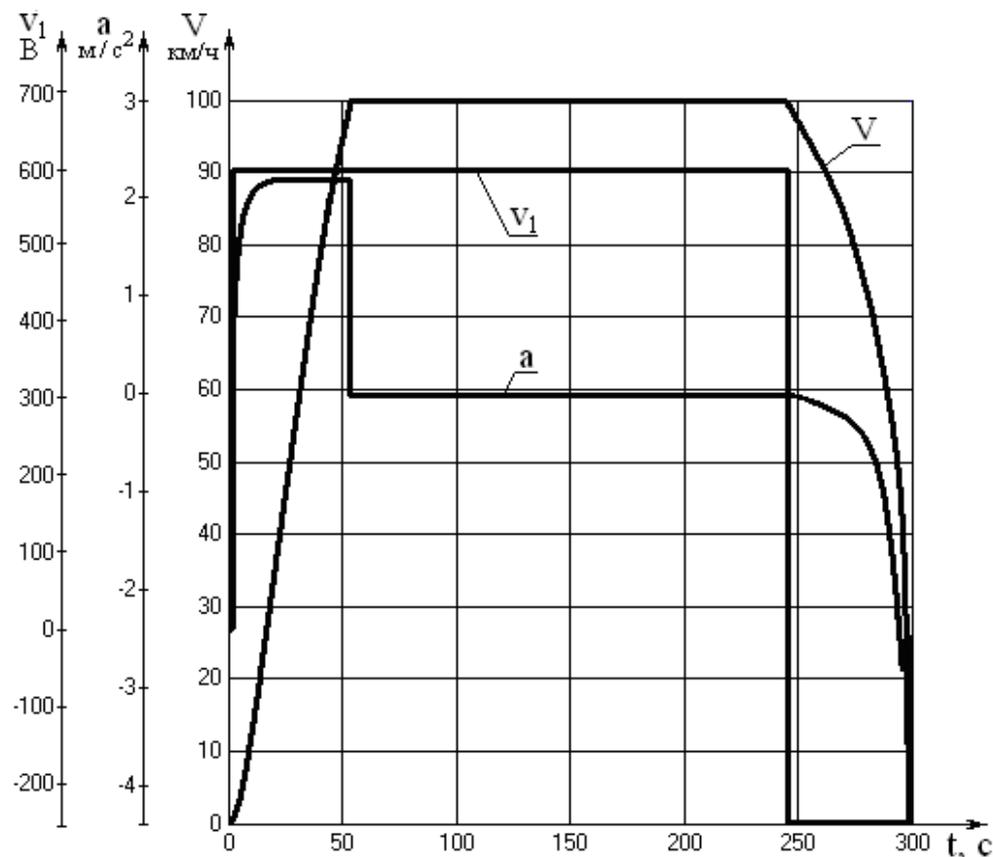


Рис. 3.6. Графики изменения управления  $v_1$ , ускорения  $a$  и скорости  $V$  при движении дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км

Зная оптимальные управления  $v_1$  и  $v_2$ , можно определить управления  $u_d$  и  $u_q$ , входящие в модель объекта (3.25), а потом перейти к мгновенным значениям управлений по амплитуде  $A$  и частоте  $\omega$  питающего напряжения.

На рис. 3.7 приведены изменения во времени управлений  $u_d$  и  $u_q$  при разгоне дизель-поезда до 100 км/ч на ровном участке железнодорожного пути, а на рис. 3.8 приведены изменения в первые 10 сек разгона питающего напряжения  $u_x$  тягового асинхронного двигателя дизель-поезда, математическая модель которого записана через потокосцепления во вращающейся системе координат  $(x, y, 0)$ .

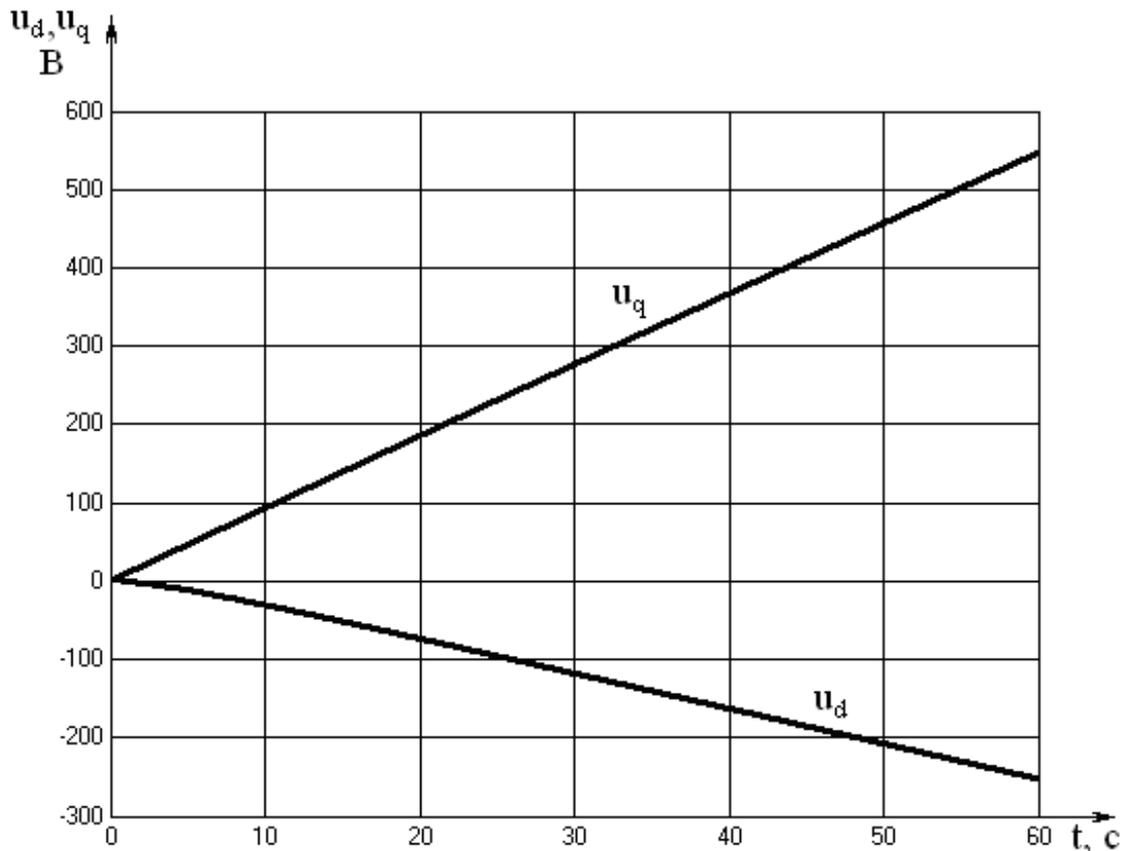


Рис. 3.7. Управления  $u_d$  и  $u_q$  при разгоне дизель-поезда до 100 км/ч на ровном участке железнодорожного пути

На сегодняшний день на железных дорогах Украины действует ограничение на максимальное значение ускорения при ведении подвижного состава в режимах разгона и торможения. Для комфортной поездки пассажиров значение ускорения должны находиться в пределах  $-1,0 \div -0,7 \text{ м/с}^2 \leq a \leq 0,7 \div 1,0 \text{ м/с}^2$ . Учет ограничений по ускорению состава приводит к тому, что максимальное значение управления  $v_1$  при разгоне состава достигается не мгновенно, а примерно за 60 сек. При этом состав разгоняется до скорости 100 км/час не за  $\approx 55$  сек (рис. 3.6) а в два раза дольше – примерно за 115 сек (рис. 3.9). Аналогичная ситуация наблюдается и при торможении дизель-поезда. Время торможения также существенно увеличивается – примерно с 60 сек до  $\approx 160$  сек.

Таким образом, с помощью динамической линеаризации и принципа максимума Понтрягина получены законы оптимального управления тяговым асинхронным приводом дизель-поезда при решении задачи максимального быстродействия.

Рассмотрим в качестве примера решение задачи максимального быстродействия при поездке дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути длиной  $S = 3$  км с различной загрузкой подвижного состава и различными ограничениями его максимальной возможной скорости движения.

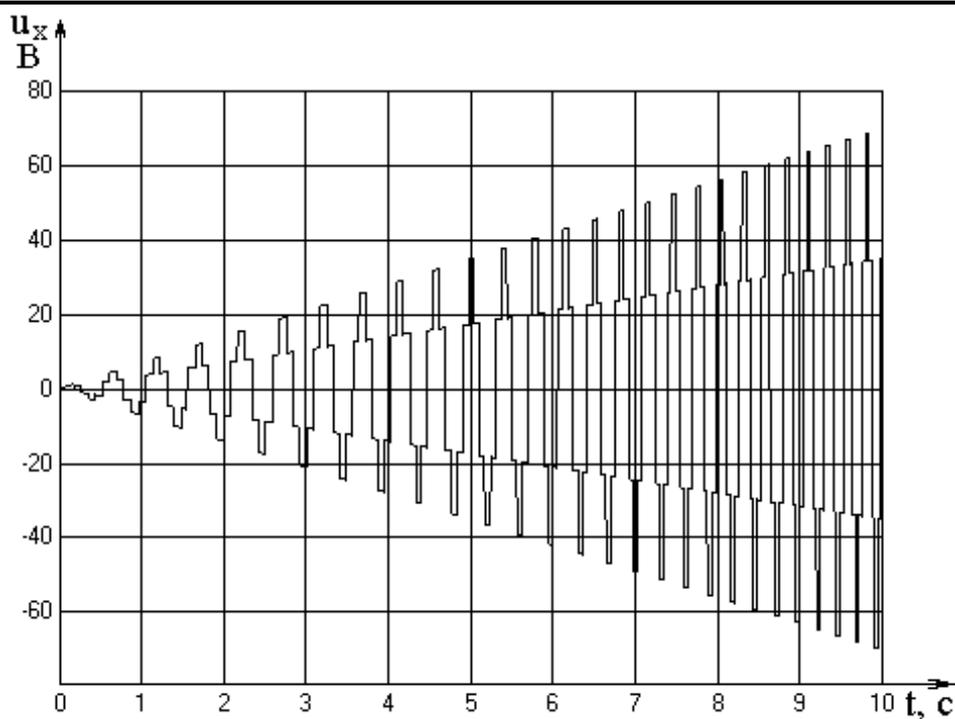


Рис. 3.8. Питающее напряжение двигателя дизель-поезда при разгоне состава до 100 км/ч на ровном участке пути

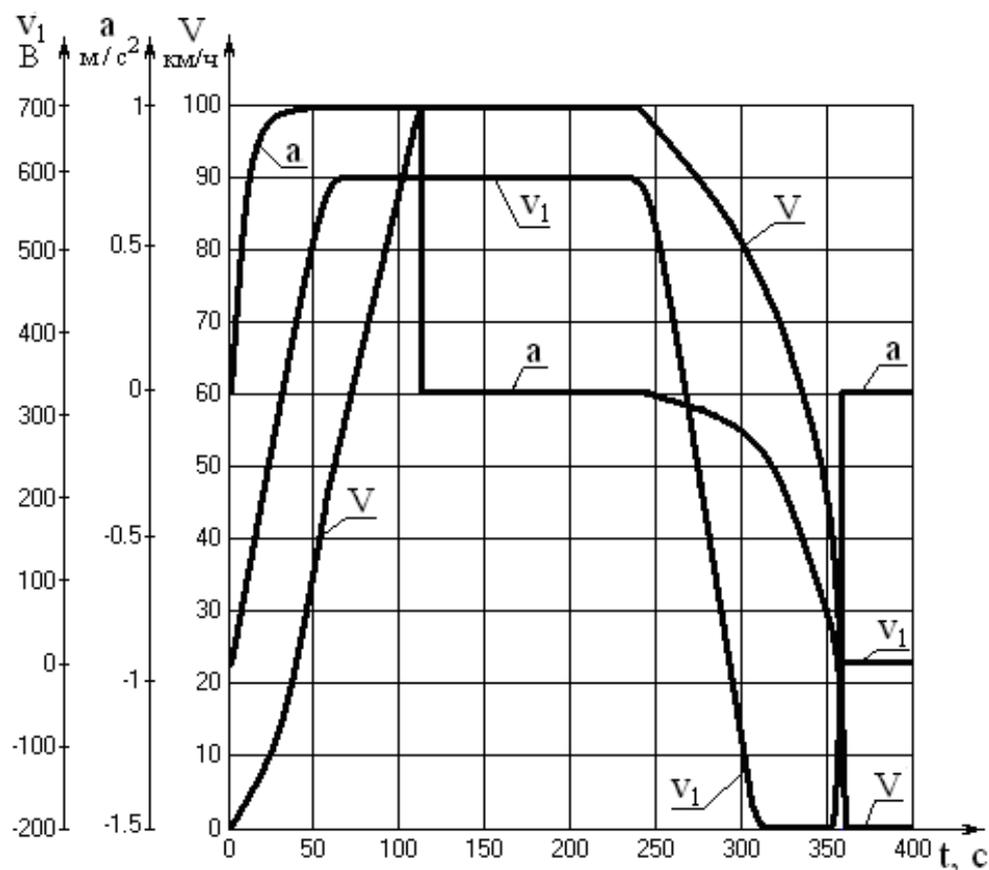


Рис. 3.9. График изменения управления  $v_1$ , ускорения  $a$  и скорости  $V$  при движении дизель-поезда на ровном участке пути длиной 3 км с учетом действующих ограничений по ускорению

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

На рис. 3.10 (кривые 1А, 1Б, 1В, 2А, 2Б, 2В, 3А, 3Б, 3В, 4А, 4Б, 4В) представлены графики изменения скорости движения подвижного состава, полученные с помощью модели (2.7). Цифрами 1, 2, 3 и 4 (рис. 3.10) обозначены графики, которые имеют ограничение максимальной скорости движения подвижного состава, соответственно 60, 70, 80 и 90 км/ч. Буквами А, Б и В (рис. 3.10), обозначены графики изменения скорости движения дизель-поезда соответственно с нулевой (чистый вес состава), половинной (половина от максимально возможной загрузки поезда) и полной загрузкой подвижного состава.

Математическая модель дизель-поезда ДЭЛ-02 позволяет определить и затраты энергии при различном движении поезда.

На рис. 3.11 (кривые 1А, 1Б, 1В, 2А, 2Б, 2В, 3А, 3Б, 3В, 4А, 4Б, 4В) представлены графики изменения затрат энергии дизель-поездом при поездке на ровном участке железнодорожного пути длиной  $S = 3$  км. Цифрами 1, 2, 3 и 4 (рис. 3.11) обозначены графики, которые имеют ограничение максимальной скорости движения подвижного состава, соответственно 60, 70, 80 и 90 км/ч. Буквами А, Б и В (рис. 3.11) обозначены графики расхода энергии, которая затрачивается дизель-поездом соответственно при нулевой, половинной и полной загрузке подвижного состава.

Из графиков приведенных на рис. 3.11 видно, что на ровном участке железнодорожного пути с увеличением максимальной скорости движения подвижного состава по перегону увеличивается и количество энергии, которая затрачивается дизель-поездом на его перемещение из начального в конечный пункт назначения. Кроме того, потребление энергии дизель-поездом также возрастает с увеличением загрузки подвижного состава.

#### ***3.2.2. Решение задачи минимизации взвешенной линейной комбинации времени движения и расхода квадрата управления***

Объект управления в этом случае описывается системой уравнений (3.28), а управление определяется из условия минимума функционала:

$$J = \int_0^{t_1} (1 + k_v v_1^2) dt, \quad (3.35)$$

где  $k_v$  – постоянный коэффициент.

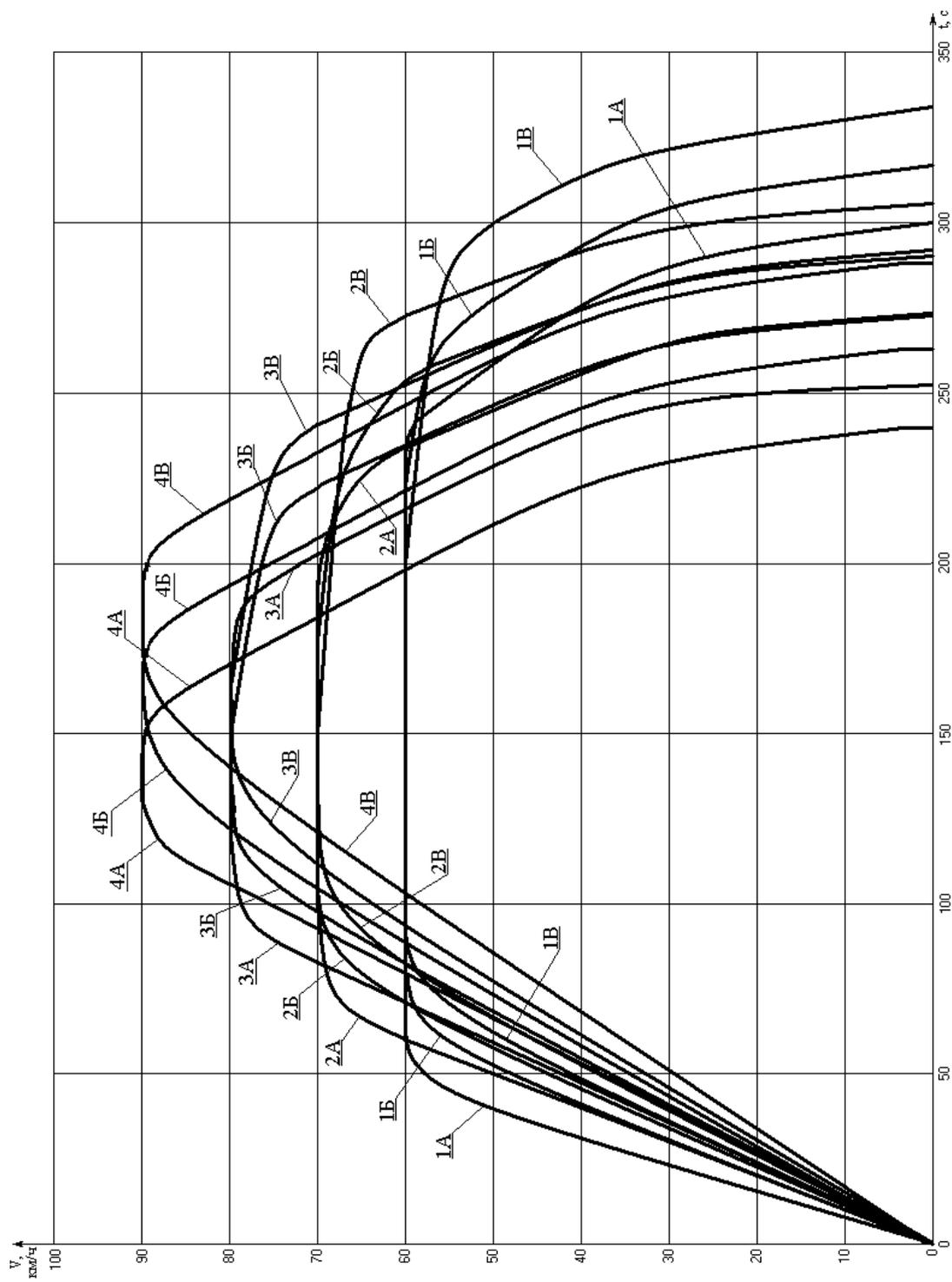


Рис. 3.10. Графики изменения скорости дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км с различной загрузкой состава и различными ограничениями максимальной скорости движения

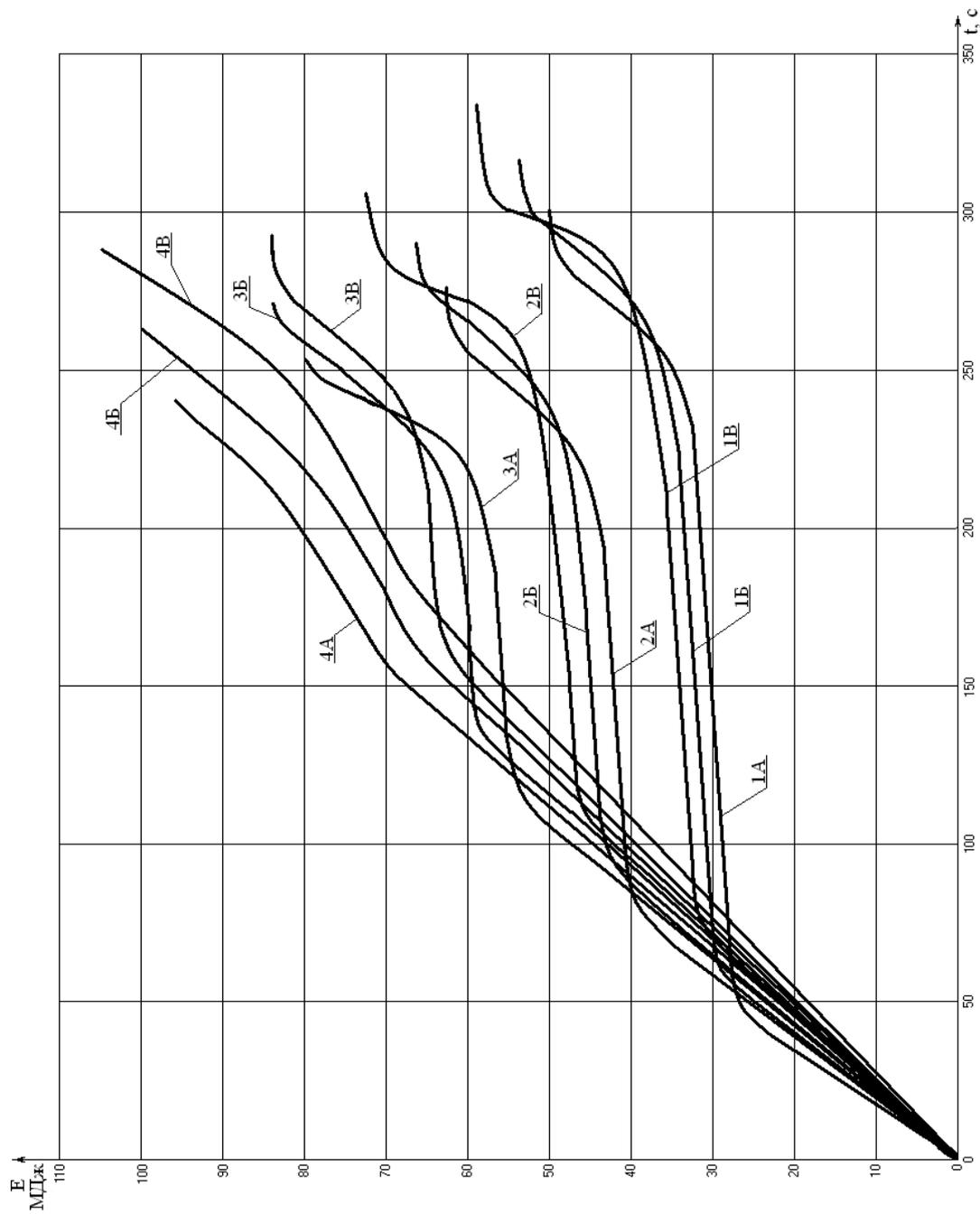


Рис. 3.11. Графики изменения затрат энергии дизель-поездом при движении на ровном участке пути длиной 3 км с различной нагрузкой подвижного состава и различными ограничениями максимальной скорости движения (на участке торможения применяется электродинамический тормоз, использующий кинетическую энергию состава)

Основные соотношения принципа максимума Понтрягина имеют вид:

$$\begin{aligned}
 H(z_i(t), \psi_i(t), v_1) &= \psi_1 k z_2 + \psi_2 z_3 + \psi_3 z_4 + \psi_4 v_1 + (1 + k_v v_1^2) \psi_0, \quad i = \overline{0, 4}; \\
 H(z_i(t), \psi_i(t), v_1) &= \max_{v_1 \in G} (H(z_i(t), \psi_i(t), v_1)), \quad i = \overline{0, 4}; \\
 \frac{dz_i}{dt} &= \frac{\partial H}{\partial \psi_i}, \quad z_i(t_0) = 0, \quad i = \overline{1, 4}; \quad z_1(t_1) = L; \quad z_i(t_1) = z_{i1}, \quad i = \overline{2, 4}; \\
 \frac{d\psi_i}{dt} &= -\frac{\partial H}{\partial z_i}, \quad \psi_i(t_1) = \psi_{i1}, \quad i = \overline{0, 4},
 \end{aligned} \tag{3.36}$$

где  $G$  – область допустимых управлений, задаваемая неравенствами (3.29);

$z_i(t_0), z_i(t_1)$  – значения фазовых переменных соответственно в начальный и конечный момент времени  $t_0, t_1, i = \overline{1, 4}$ ;

$\psi_i(t_1)$  – значения сопряженных переменных в конечный момент времени  $t_1, i = \overline{0, 4}$ .

Сопряженные переменные  $\psi_i(t), i = \overline{0, 4}$ , как и в задаче максимального быстродействия, определяются соотношениями (3.33).

Если управление  $v_1$  в режиме тяги находится внутри допустимой области управлений  $G$ , тогда справедливы соотношения

$$\begin{aligned}
 \Phi &= \frac{\partial H}{\partial v_1} = \psi_4 + 2k_v v_1 \psi_0 = 0, \\
 v_1 &= -\frac{\psi_4}{2k_v \psi_0} < v_{1\max}.
 \end{aligned}$$

По основной теореме принципа максимума [143] вектор сопряженных переменных  $\vec{\psi} = (\psi_0, \psi_1, \dots, \psi_4)$  определен с точностью до произвольного постоянного положительного множителя и  $\psi_0(t) = \text{const} < 0$  (ситуация аномальных вариационных задач, когда  $\psi_0(t) = 0$ , не рассматривается, поскольку решаемая задача к этому классу не относится), поэтому можно принять:  $\psi_0 \equiv -1$ .

В рассматриваемой задаче в интервале времени управления режимом тяги выполняется равенство

$$H = \max_{u \in G} H(z_i(t), \psi_i(t), v_1) = \text{const} = 0. \tag{3.37}$$

Имея два интеграла  $H$  и  $\Phi$  уравнений движения, можно с помощью скобок Пуассона получить третий интеграл движения [144]:

$$[H\Phi]_{\Pi} = \sum_{i=1}^4 \left( \frac{\partial H}{\partial z_i} \frac{\partial \Phi}{\partial \psi_i} - \frac{\partial H}{\partial \psi_i} \frac{\partial \Phi}{\partial z_i} \right) = 0 \quad (3.38)$$

или

$$[H\Phi]_{\Pi} = \psi_3 = 0, \quad (3.39)$$

где  $[H\Phi]_{\Pi}$  – скобки Пуассона интегралов  $H$  и  $\Phi$  уравнений движения.

Из выражений (3.34) и (3.39) следует, что  $\psi_3 = \frac{kc_1 t^2}{2} - c_2 t + c_3 = 0$ ,

поэтому  $c_1 = c_2 = c_3 = 0$  и  $\psi_1 = \psi_2 = \psi_3 = 0$ .

Таким образом, при  $\psi_0 = -1$ ,  $\psi_1 = \psi_2 = \psi_3 = 0$  имеем:

$$H = \psi_4 v_1 - (1 + k_v v_1^2) = 0 \text{ и } \psi_4 - 2k_v v_1 = 0. \quad (3.40)$$

Исключая  $\psi_4$  из выражений (3.40), получим  $v_1 = \sqrt{1/k_v}$ .

При малых значениях  $k_v$  управление  $v_1$  в режиме тяги может превосходить  $v_{1\max}$ , т.е. выходить за пределы допустимой области управлений, поэтому оно должно определяться соотношением:

$$v_1 = \begin{cases} \sqrt{1/k_v}, & \text{если } \sqrt{1/k_v} \leq v_{1\max}, \\ v_{1\max}, & \text{если } \sqrt{1/k_v} > v_{1\max}. \end{cases}$$

Определим минимально допустимое значение коэффициента  $k_{v\min}$ , которое имеет смысл использовать в функционале (3.35):

$$k_{v\min} \geq \frac{1}{v_{1\max}^2}.$$

Следовательно, только при  $k_v > k_{v\min}$  решение рассматриваемой задачи будет отличаться от решения задачи максимального быстродействия.

В качестве примера решим задачу минимизации взвешенной линейной комбинации времени движения и расхода квадрата управления при различных значениях коэффициента  $k_v$  для дизель-поезда ДЭЛ-02 при его движении по ровному участку железнодорожного пути длиной  $S = 3$  км и дополнительном ограничении – время движения по перегону должно быть равно 5 мин.

На рис. 3.12 (кривые 1А, 1Б, 1В, 2А, 2Б, 2В, 3А, 3Б, 3В) представлены графики изменения скорости движения подвижного состава, полученные с помощью модели (2.7), при движении дизель-поезда с различной загрузкой по ровному участку железнодорожного пути длиной

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

$S = 3$  км за время  $t = 5$  мин. Цифрами 1, 2 и 3 (рис. 3.12) обозначены графики изменения скорости движения дизель-поезда при  $k_v$ , соответственно равном  $6,9 \cdot 10^{-6}$ ,  $9,1 \cdot 10^{-6}$  и  $1,23 \cdot 10^{-5}$ . Буквами А, Б и В (рис. 3.12) обозначены графики скорости движения дизель-поезда, полученные соответственно при нулевой, половинной и полной загрузке подвижного состава.

На рис. 3.13 (кривые 1А, 1Б, 1В, 2А, 2Б, 2В, 3А, 3Б, 3В) представлены графики изменения расхода энергии, которая затрачивается дизель-поездом при поездке на ровном участке железнодорожного пути длиной  $S = 3$  км за время  $t = 5$  мин. Цифрами 1, 2 и 3 (рис. 3.13) обозначены графики расхода энергии при  $k_v$ , соответственно равном  $6,9 \cdot 10^{-6}$ ,  $9,1 \cdot 10^{-6}$  и  $1,23 \cdot 10^{-5}$ . Буквами А, Б и В (рис. 3.13), обозначены графики изменения расхода энергии, полученные соответственно при нулевой, половинной и полной загрузке дизель-поезда ДЭЛ-02. Значениями  $V_{\text{опт}}$ ,  $V_1$  и  $V_2$  обозначены скорости движения дизель-поезда, соответствующие оптимальной скорости, скорости движения, которая меньше оптимальной, и скорости, которая больше оптимальной.

Из графиков, приведенных на рис. 3.13, видно, что на ровном участке железнодорожного пути длиной  $S = 3$  км количество энергии, которая затрачивается дизель-поездом ДЭЛ-02 на его перемещение из начального пункта А в конечный пункт назначения Б за фиксированное время  $t = 5$  мин, возрастает с увеличением скорости движения подвижного состава по перегону. Кроме того, потребление энергии дизель-поездом ДЭЛ-02 существенно возрастает и с увеличением загрузки подвижного состава.

Исходя из изложенного выше можно сделать вывод о том, что для уменьшения расхода энергии или топлива, необходимого на перемещение состава с различной загрузкой из начального пункта А в конечный пункт назначения Б за определенное время, машинисту необходимо вести дизель-поезд с минимально возможной скоростью, при которой обеспечивается заданный расписанием график движения по перегону.

Рассмотренный выше подход к решению задач максимального быстродействия и минимизации взвешенной линейной комбинации времени и расхода квадрата управления (расхода энергии или топлива), дают возможность построить обобщенную структуру регулятора (рис. 3.14), с помощью которого, на основании измеряемых ПСОРД реальных фазовых координат, можно формировать оптимальные управляющие воздействия подвижным составом.

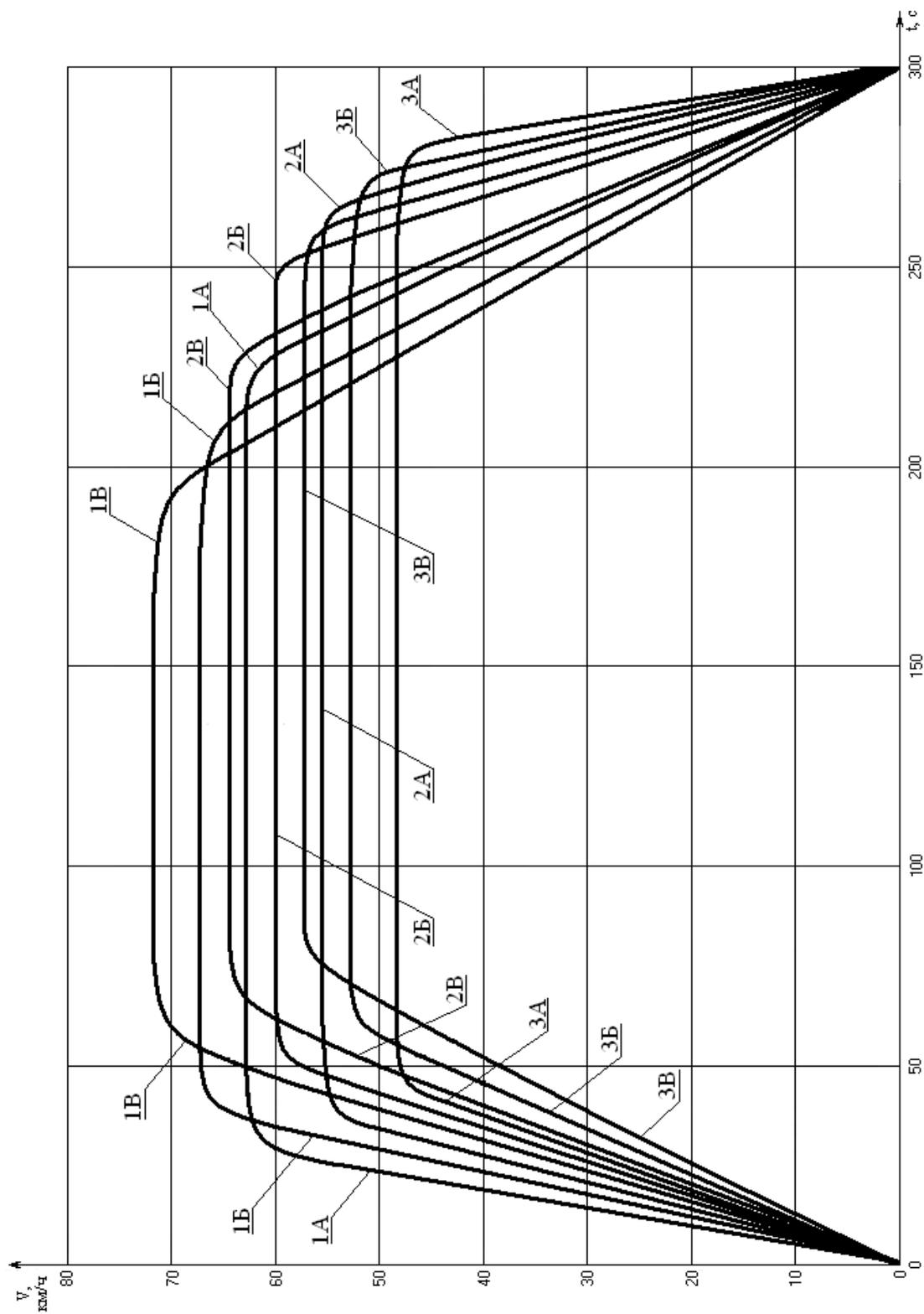


Рис. 3.12. Графики изменения скорости дизель-поезда на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км за время  $t = 5$  мин с различной нагрузкой подвижного состава

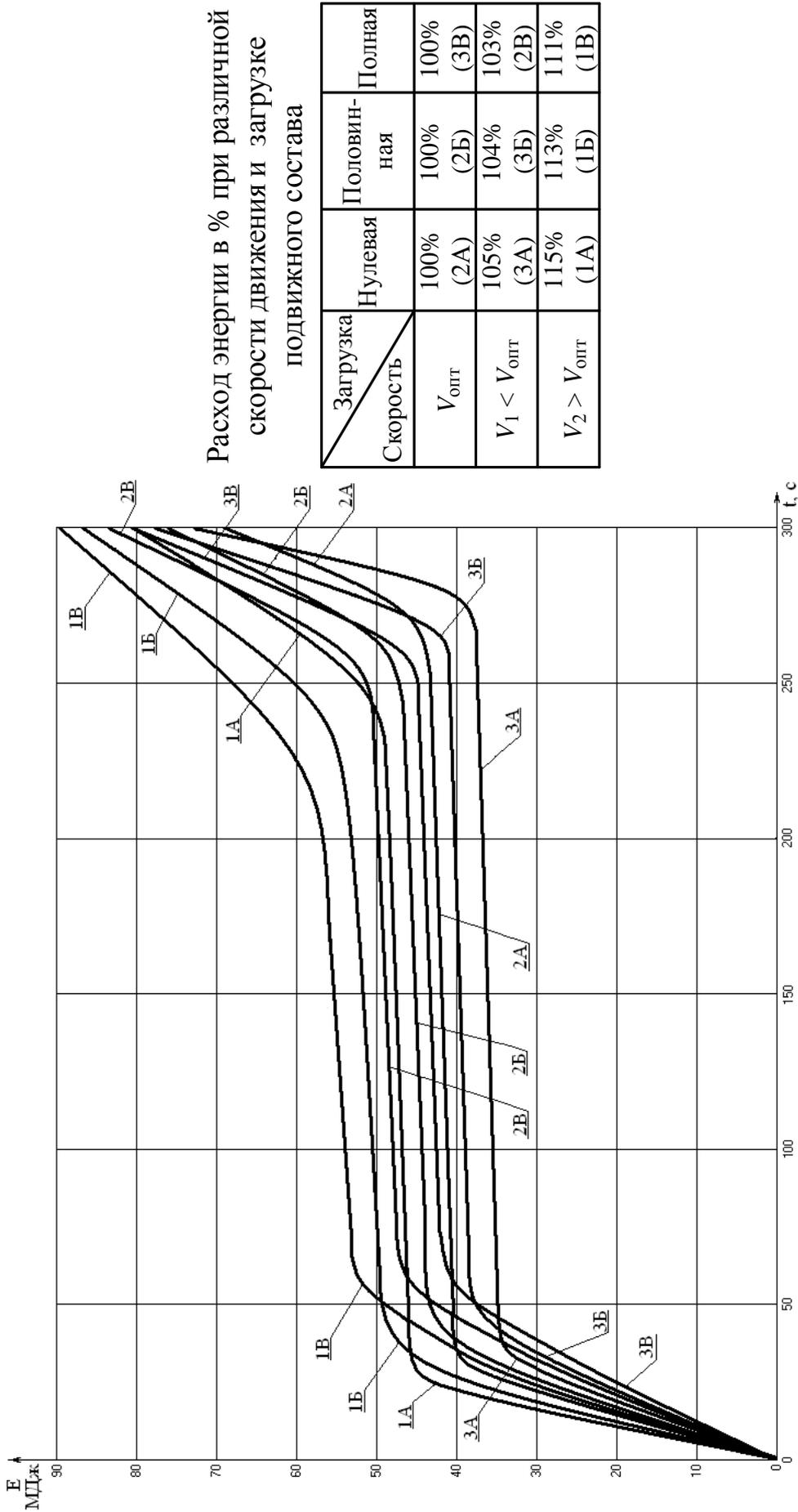


Рис. 3.13. Графики изменения затрат энергии дизель-поездом при движении на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км за время  $t = 5$  мин с различной загрузкой подвижного состава (на участке торможения применяется электродинамический тормоз, использующий кинетическую энергию состава)

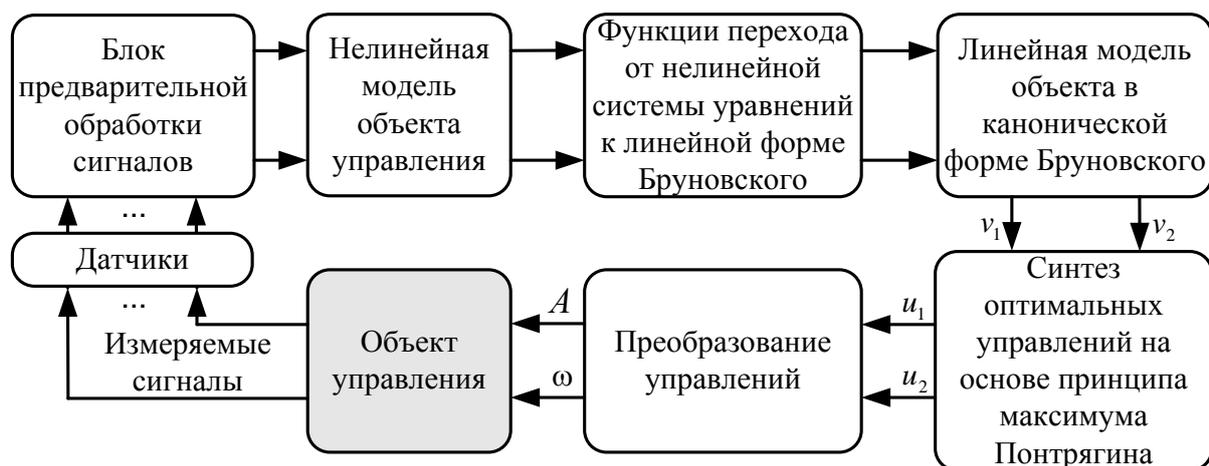


Рис. 3.14. Структура регулятора

Структура регулятора, включающая в себя: блок предварительной обработки сигналов, который осуществляет преобразование сигналов, полученных от датчиков, в формат, пригодный для использования в нелинейной модели объекта управления; нелинейную математическую модель дизель-поезда с эквивалентным тяговым асинхронным электродвигателем, которая используется для формирования уточнённых управляющих воздействий тяговым асинхронным электроприводом дизель-поезда; блок преобразования нелинейной модели объекта управления к линейной модели в канонической форме Бруновского, который используется для преобразования моделей с помощью определенных функций перехода; линейную математическую модель объекта управления в канонической форме Бруновского, которая используется для определения оптимальных, с точки зрения расхода топлива, управляющих воздействий  $v_1$  и  $v_2$ ; блок получения оптимальных управлений, который, используя принцип максимума Понтрягина, получает оптимальные по расходу топлива управления  $u_1$  и  $u_2$  тяговым асинхронным электроприводом дизель-поезда; блок преобразования управлений, который используется для преобразования оптимальных управлений  $u_1$  и  $u_2$  в управления по амплитуде  $A$  и частоте  $\omega$ .

Таким образом, с помощью принципа максимума Понтрягина, были получены законы оптимального управления тяговым асинхронным приводом дизель-поезда в таких основных режимах его работы, как режим разгона, тяги и торможения. Кроме того, была получена и структура регулятора, с помощью которого формируются оптимальные управляющие воздействия на тяговый асинхронный привод дизель-поезда.

### 3.3 Математическая модель в форме Бруновского для исследования и оптимизации электропривода с учетом параллельной работы двигателей

В большинстве случаев при решении задач оптимального управления тяговым асинхронным приводом используются математические модели 5 – 6 порядка с одним эквивалентным двигателем. В тоже время исследования параллельной работы двигателей, буксования, юза требуют в математической модели не менее двух двигателей. Использование известных методов оптимального управления для решения задач оптимизации функционирования подобных объектов вызывает серьезные трудности. В связи с этим выглядит перспективным привлечь для решения задач оптимального управления рассматриваемыми объектами методы геометрической теории управления, использующие динамическую линеаризацию исходной нелинейной модели. Для поиска оптимальных законов управления реальным приводом с учетом параллельной работы электродвигателей необходимо уточнение используемых моделей (получение систем обыкновенных дифференциальных уравнений десятого и более высоких порядков) и разработка метода динамической линеаризации уточненных моделей (получение линейных моделей объекта управления в форме Бруновского), а также поиск оптимальных законов управления с помощью этих моделей.

Движение дизель-поезда в режиме тяги и в режиме перехода от тяги к буксованию в первом приближении может быть описано следующей системой обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned} \frac{dS}{dt} &= k_1 V; \\ \frac{dV}{dt} &= k_2 (\Psi_1^1 \Psi_4^1 - \Psi_2^1 \Psi_3^1 + \Psi_1^2 \Psi_4^2 - \Psi_2^2 \Psi_3^2) - a_{20} - a_{21} V - a_{22} V^2; \\ \frac{d\Psi_1^q}{dt} &= a_{31}^q \Psi_1^q + a_{33}^q \Psi_3^q + U_1^q, \quad q = 1, 2; \\ \frac{d\Psi_2^q}{dt} &= a_{42}^q \Psi_2^q + a_{44}^q \Psi_4^q + U_2^q, \quad q = 1, 2; \\ \frac{d\Psi_3^q}{dt} &= a_{51}^q \Psi_1^q + a_{53}^q \Psi_3^q + a_{542}^q \Psi_4^q \Omega_q, \quad q = 1, 2; \\ \frac{d\Psi_4^q}{dt} &= a_{62}^q \Psi_2^q + a_{64}^q \Psi_4^q + a_{632}^q \Psi_3^q \Omega_q, \quad q = 1, 2, \end{aligned} \tag{3.41}$$

где  $S$  – расстояние, отсчитываемое от начала перегона;

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

$t$  – время;

$k_1, k_2, a_{20}, a_{21}, a_{22}, a_{31}, a_{33}, \dots, a_{64}, a_{632}$  – постоянные коэффициенты определяемые параметрами привода;

$V$  – скорость движения состава;

$\Psi_1^q, \Psi_3^q$  ( $q=1, 2$ ) – потокосцепления по оси  $u$  первого и второго двигателей;

$\Psi_2^q, \Psi_4^q$  ( $q=1, 2$ ) – потокосцепления по оси  $v$  первого и второго двигателей;

$\Omega_1, \Omega_2$  – угловые скорости вращения роторов соответственно первого и второго асинхронных двигателей;

$$\Omega_q = V / (\pi D_q);$$

$D_q$  ( $q=1, 2$ ) – диаметр  $q$ -й колесной пары;

$U_1^q, U_2^q$  ( $q=1, 2$ ) – питающие напряжения, при гармоническом напряжении:

$$U_1^q = A_q \cos(\Omega_q t);$$

$$U_2^q = A_q \sin(\Omega_q t),$$

где  $A_q, \Omega_q$  ( $q=1, 2$ ) – соответственно амплитуды и частоты питающих напряжений первого и второго тяговых двигателей.

Обозначив  $x_1 = S$ ;  $x_2 = V$ ;  $x_3 = \Psi_1^1$ ;  $x_4 = \Psi_3^1$ ;  $x_5 = \Psi_4^1$ ;  $x_6 = \Psi_2^1$ ;  $x_7 = \Psi_3^2$ ;  $x_8 = \Psi_1^2$ ;  $x_9 = \Psi_4^2$ ;  $x_{10} = \Psi_2^2$ , из системы уравнений (3.41) получим следующую модель, описывающую движение дизель-поезда:

$$\begin{aligned} \frac{dx_1}{dt} &= a_{12}x_2; \\ \frac{dx_2}{dt} &= a_{235}x_3x_5 - a_{246}x_4x_6 + a_{289}x_8x_9 - a_{2,7,10}x_7x_{10} - a_{20} - a_{21}x_2 - a_{22}x_2^2; \\ \frac{dx_3}{dt} &= a_{33}x_3 + a_{34}x_4 + U_1^1; & \frac{dx_4}{dt} &= a_{43}x_3 + a_{44}x_4 + a_{425}x_2x_5; \\ \frac{dx_5}{dt} &= a_{55}x_5 + a_{56}x_6 + a_{524}x_2x_4; & \frac{dx_6}{dt} &= a_{65}x_5 + a_{66}x_6 + U_2^1; \\ \frac{dx_7}{dt} &= a_{77}x_7 + a_{78}x_8 + a_{729}x_2x_9; & \frac{dx_8}{dt} &= a_{87}x_7 + a_{88}x_8 + U_1^2; \\ \frac{dx_9}{dt} &= a_{99}x_9 + a_{9,10}x_{10} + a_{927}x_2x_7; & \frac{dx_{10}}{dt} &= a_{10,9}x_9 + a_{10,10}x_{10} + U_2^2, \end{aligned} \quad (3.42)$$

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

где  $a_{12} = k_1$ ;  $a_{235} = a_{246} = a_{289} = a_{2,7,10} = k_2$ ;  $a_{33} = a_{31}^1$ ;  $a_{34} = a_{33}^1$ ;  $a_{43} = a_{51}^1$ ;  $a_{44} = a_{53}^1$ ;  $a_{425} = a_{542}^1$ ;  $a_{55} = a_{64}^1$ ;  $a_{56} = a_{62}^1$ ;  $a_{524} = a_{632}^1/(\pi D_1)$ ;  $a_{65} = a_{44}^1$ ;  $a_{66} = a_{42}^1$ ;  $a_{77} = a_{53}^2$ ;  $a_{78} = a_{51}^2$ ;  $a_{729} = a_{542}^2/(\pi D_2)$ ;  $a_{87} = a_{33}^2$ ;  $a_{88} = a_{31}^2$ ;  $a_{99} = a_{64}^2$ ;  $a_{9,10} = a_{62}^2$ ;  $a_{927} = a_{632}^2/(\pi D_2)$ ;  $a_{10,9} = a_{44}^2$ ;  $a_{10,10} = a_{42}^2$ .

С системой дифференциальных уравнений (3.42) связаны следующие векторные поля:

$$\mathbf{X}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} f_1 = a_{12}x_2 \\ f_2 = a_{235}x_3x_5 - a_{246}x_4x_6 + a_{289}x_8x_9 - a_{2,7,10}x_7x_{10} - a_{20} - a_{21}x_2 - a_{22}x_2^2 \\ f_3 = a_{33}x_3 + a_{34}x_4 \\ f_4 = a_{43}x_3 + a_{44}x_4 + a_{425}x_2x_5 \\ f_5 = a_{55}x_5 + a_{56}x_6 + a_{524}x_2x_4 \\ f_6 = a_{65}x_5 + a_{66}x_6 \\ f_7 = a_{77}x_7 + a_{78}x_8 + a_{729}x_2x_9 \\ f_8 = a_{87}x_7 + a_{88}x_8 \\ f_9 = a_{99}x_9 + a_{9,10}x_{10} + a_{927}x_2x_7 \\ f_{10} = a_{10,9}x_9 + a_{10,10}x_{10} \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{Y}_1 = |0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T; \quad \mathbf{Y}_2 = |0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0|^T; \\ \mathbf{Y}_3 = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0|^T; \quad \mathbf{Y}_4 = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1|^T.$$

Система уравнений (3.42) может быть преобразована к форме Бруновского только в случае, если инволютивны распределения  $\mathbf{M}^0$ ,  $\mathbf{M}^1$ ,  $\mathbf{M}^2$  для этой системы. Поскольку векторные поля  $\mathbf{Y}_i$  ( $i = \overline{1,4}$ ) постоянны, то распределение  $\mathbf{M}^0 = \text{span}\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3, \mathbf{Y}_4\}$  – инволютивно и размерность распределения  $\dim \mathbf{M}^0 = 4$  (здесь  $\text{span}\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3, \mathbf{Y}_4\}$  – линейная оболочка векторов  $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3, \mathbf{Y}_4$ ).

Проанализируем распределение  $\mathbf{M}^1 = \text{span}\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3, \mathbf{Y}_4, L_X \mathbf{Y}_1, L_X \mathbf{Y}_2, L_X \mathbf{Y}_3, L_X \mathbf{Y}_4\}$ , где  $L_X \mathbf{Y}_k$  ( $k = \overline{1,4}$ ) – производные Ли вдоль векторного поля  $\mathbf{X}$  векторных полей  $\mathbf{Y}_k$  ( $k = \overline{1,4}$ ). Производные Ли вычисляются следующим образом:

$$L_X \mathbf{Y}_k = [\mathbf{X}, \mathbf{Y}_k] = \frac{\partial \mathbf{Y}_k}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{X} - \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{Y}_k = -\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{Y}_k =$$

$$= - \begin{vmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_{10}} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_{10}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_{10}}{\partial x_1} & \frac{\partial f_{10}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_{10}}{\partial x_{10}} \end{vmatrix} \cdot \mathbf{Y}_k, \quad k = \overline{1, 4}.$$

Непосредственная проверка скобок Ли  $[X_i, X_j]$ , где  $X_i, X_j$  – векторные поля из множества  $\{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, L_X Y_1, L_X Y_2, L_X Y_3, L_X Y_4\}$  и ранга матриц  $B_l = \|\|Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, L_X Y_1, L_X Y_2, L_X Y_3, L_X Y_4, [X_i, X_j]\|$  показывает, что распределение  $M^1$  не является инволютивным, однако все его подраспределения  $M_k^1 = \text{span}\{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, L_X Y_k\}$ ,  $k = \overline{1, 4}$  являются инволютивными. Поэтому дополнительные переменные, или интеграторы можно вводить в любой канал управления. Однако введение одного, двух или трех интеграторов в любые каналы не позволяет решить проблему получения инволютивного распределения  $M^1$  для расширенной системы. Распределение  $M^1$  становится инволютивным только при введении одного интегратора в каждый канал объекта управления.

Для расширенной модели объекта управления введем следующие обозначения:

$$\begin{aligned} y_i &= x_i, \quad i = \overline{1, 3}; \\ y_4 &= U_1^1; \quad U_1 = \frac{dy_4}{dt}; \\ y_5 &= x_4; \quad y_6 = x_5; \quad y_7 = x_6; \\ y_8 &= U_2^1; \quad U_2 = \frac{dy_8}{dt}; \\ y_9 &= x_7; \quad y_{10} = x_8; \\ y_{11} &= U_1^2; \quad U_3 = \frac{dy_{11}}{dt}; \\ y_{12} &= x_9; \quad y_{13} = x_{10}; \\ y_{14} &= U_2^2; \quad U_4 = \frac{dy_{14}}{dt}. \end{aligned}$$

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

В этих обозначениях расширенная модель объекта записывается следующим образом:

$$\frac{dy_1}{dt} = \varphi_1 = a_{12}y_2;$$

$$\frac{dy_2}{dt} = \varphi_2 = a_{235}y_3y_6 - a_{246}y_5y_7 + a_{289}y_{10}y_{12} - a_{2,7,10}y_9y_{13} - a_{20} - a_{21}y_2 - a_{22}y_2^2;$$

$$\frac{dy_3}{dt} = \varphi_3 = a_{33}y_3 + a_{34}y_5 + y_4;$$

$$\frac{dy_9}{dt} = \varphi_9 = a_{77}y_9 + a_{78}y_{10} + a_{729}y_2y_{12};$$

$$\frac{dy_4}{dt} = U_1; \quad \varphi_4 = 0;$$

$$\frac{dy_{10}}{dt} = \varphi_{10} = a_{87}y_9 + a_{88}y_{10} + y_{11};$$

$$\frac{dy_5}{dt} = \varphi_5 = a_{43}y_3 + a_{44}y_5 + a_{425}y_2y_6;$$

$$\frac{dy_{11}}{dt} = U_3; \quad \varphi_{11} = 0;$$

$$\frac{dy_6}{dt} = \varphi_6 = a_{55}y_6 + a_{56}y_7 + a_{524}y_2y_5;$$

$$\frac{dy_{12}}{dt} = \varphi_{12} = a_{99}y_{12} + a_{9,10}y_{13} + a_{927}y_2y_9;$$

$$\frac{dy_7}{dt} = \varphi_7 = a_{65}y_6 + a_{66}y_7 + y_8;$$

$$\frac{dy_{13}}{dt} = \varphi_{13} = a_{10,9}y_{12} + a_{10,10}y_{13} + y_{14};$$

$$\frac{dy_8}{dt} = U_2; \quad \varphi_8 = 0;$$

$$\frac{dy_{14}}{dt} = U_4; \quad \varphi_{14} = 0.$$

С этой моделью объекта управления связаны следующие векторные поля:

$$Y(y) = |\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5, \varphi_6, \varphi_7, \varphi_8, \varphi_9, \varphi_{10}, \varphi_{11}, \varphi_{12}, \varphi_{13}, \varphi_{14}|^T;$$

$$Y_1^* = |0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$Y_2^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$Y_3^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0|^T;$$

$$Y_4^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1|^T.$$

Поскольку вектора  $Y_1^*$ ,  $Y_2^*$ ,  $Y_3^*$ ,  $Y_4^*$  постоянны, то распределение  $M^{0*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*\}$  инволютивно.

Так как производные Ли вдоль векторного поля  $Y$  векторных полей  $Y_k^*$  ( $k = \overline{1, 4}$ ) являются постоянными векторами:

$$L_Y Y_1^* = [Y, Y_1^*] = \frac{\partial Y_1^*}{\partial y} Y - \frac{\partial Y}{\partial y} Y_1^* = |0, 0, -1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$L_Y Y_2^* = [Y, Y_2^*] = -\frac{\partial Y}{\partial y} Y_2^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$L_Y Y_3^* = [Y, Y_3^*] = -\frac{\partial Y}{\partial y} Y_3^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -1, 0, 0, 0, 0|^T;$$

$$L_Y Y_4^* = [Y, Y_4^*] = -\frac{\partial Y}{\partial y} Y_4^* = |0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -1, 0|^T,$$

то распределение  $M^{1*}$  для расширенной системы является инволютивным.

Проверка инволютивности распределения  $M^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*, L_Y Y_1^*, L_Y Y_2^*, L_Y Y_3^*, L_Y Y_4^*, L_Y^2 Y_1^*, L_Y^2 Y_2^*, L_Y^2 Y_3^*, L_Y^2 Y_4^*\}$ , где  $L_Y^2 Y_k$  ( $k = \overline{1, 4}$ ) – производные Ли второго порядка, показывает, что оно не является инволютивным. Однако инволютивными являются подраспределения распределения  $M^{2*}$ :

$$M_1^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*, L_Y Y_1^*, L_Y Y_2^*, L_Y Y_3^*, L_Y Y_4^*, L_Y^2 Y_1^*\};$$

$$M_2^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*, L_Y Y_1^*, L_Y Y_2^*, L_Y Y_3^*, L_Y Y_4^*, L_Y^2 Y_2^*\};$$

$$M_3^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*, L_Y Y_1^*, L_Y Y_2^*, L_Y Y_3^*, L_Y Y_4^*, L_Y^2 Y_3^*\};$$

$$M_4^{2*} = \text{span}\{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*, L_Y Y_1^*, L_Y Y_2^*, L_Y Y_3^*, L_Y Y_4^*, L_Y^2 Y_4^*\}.$$

Это оказывается достаточным для осуществления динамической линеаризации и получения системы линейных дифференциальных уравнений в форме Бруновского. На основании теории о линейных эквивалентах для нелинейных аффинных систем с  $m$  уравнениями получим математическую модель объекта управления в форме Бруновского в пространстве "вход – состояние":

$$\frac{dz_i}{dt} = z_{i+1}, \quad i = \overline{1, 13}, \quad i \neq 4, 8, 11;$$

$$\frac{dz_4}{dt} = v_1; \quad \frac{dz_8}{dt} = v_2; \quad \frac{dz_{11}}{dt} = v_3; \quad \frac{dz_{14}}{dt} = v_4,$$
(3.43)

где  $v_j$  ( $j = \overline{1, 4}$ ) – управления.

Поскольку модель объекта в форме Бруновского имеет четыре клетки, то необходимо определить четыре функции  $T_j(y)$  ( $j = \overline{1, 4}$ ), преобразующие переменные расширенной модели объекта управления в переменные модели в форме Бруновского:

$$z_1 = T_1(y); \quad z_5 = T_2(y); \quad z_9 = T_3(y); \quad z_{12} = T_4(y).$$

### 3. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом ...

Методика определения этих функций известна, в данном случае они являются однокомпонентными составляющими вектора  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_{14})$ . Из этих функций путем последовательного дифференцирования вдоль векторного поля  $\mathbf{Y}^* = \mathbf{Y} + U_1 \mathbf{Y}_1^* + U_2 \mathbf{Y}_2^* + U_3 \mathbf{Y}_3^* + U_4 \mathbf{Y}_4^*$  можно получить выражения для определения соответственно  $z_2, z_3, z_4$  (из функции  $T_1(\mathbf{y})$ ),  $z_6, z_7, z_8$  (из функции  $T_2(\mathbf{y})$ ),  $z_{10}, z_{11}$  (из функции  $T_3(\mathbf{y})$ ) и  $z_{13}, z_{14}$  (из функции  $T_4(\mathbf{y})$ ). В качестве примера рассмотрим получение зависимостей для определения  $z_2, z_3, z_4$  с помощью функции  $T_1(\mathbf{y})$ . Для исследуемого объекта управления имеем:  $T_1(\mathbf{y}) = y_1$ , поэтому  $z_1 = y_1$ . Дифференцируя функцию  $T_1(\mathbf{y})$  вдоль векторного поля  $\mathbf{Y}^*$  и учитывая, что  $z_2, z_3$  и их производные не зависят от управлений, получим:

$$\begin{aligned} z_2 &= \frac{dz_1}{dt} = \mathbf{L}_{\mathbf{Y}^*} T_1(\mathbf{y}) = \mathbf{L}_{\mathbf{Y}} T_1(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{14} \frac{\partial T_1(\mathbf{y})}{\partial y_i} \varphi_i = a_{12} y_2; \\ z_3 &= \frac{dz_2}{dt} = \mathbf{L}_{\mathbf{Y}^*} (\mathbf{L}_{\mathbf{Y}} T_1(\mathbf{y})) = \mathbf{L}_{\mathbf{Y}} (a_{12} y_2) = \sum_{i=1}^{14} \frac{\partial (\mathbf{L}_{\mathbf{Y}} T_1(\mathbf{y}))}{\partial y_i} \varphi_i = a_{12} \varphi_2 = \\ &= a_{12} (a_{235} y_3 y_6 - a_{246} y_5 y_7 + a_{289} y_{10} y_{12} - a_{2,7,10} y_9 y_{13} - a_{20} - a_{21} y_2 - a_{22} y_2^2); \\ z_4 &= \frac{dz_3}{dt} = \mathbf{L}_{\mathbf{Y}^*} (\mathbf{L}_{\mathbf{Y}}^2 T_1(\mathbf{y})) = \mathbf{L}_{\mathbf{Y}} (a_{12} \varphi_2) = \sum_{i=1}^{14} \frac{\partial (\mathbf{L}_{\mathbf{Y}} (a_{12} \varphi_2))}{\partial y_i} \varphi_i = \\ &= a_{12} [(-a_{220} - 2a_{222} y_2) \varphi_2 + a_{235} y_6 \varphi_3 - a_{246} y_7 \varphi_5 + a_{235} y_3 \varphi_6 - a_{246} y_5 \varphi_7 - \\ &\quad - a_{2,7,10} y_{13} \varphi_9 + a_{289} y_{12} \varphi_{10} + a_{289} y_{10} \varphi_{12} - a_{2,7,10} y_9 \varphi_{13}]. \end{aligned}$$

Аналогичным образом могут быть получены соотношения для определения остальных переменных модели Бруновского. Параллельное моделирование объекта управления в различных режимах с помощью исходной математической модели и модели в форме Бруновского показали полное совпадение процессов в обеих моделях при разгонах и движении состава по перегонам.

Таким образом, впервые средствами геометрической теории управления получена работоспособная математическая модель в канонической форме Бруновского, которая позволяет исследовать и оптимизировать процессы управления дизель-поездом в режимах разгона и ведения состава по перегонам с известным профилем пути с учетом параллельной работы двигателей.

## РАЗДЕЛ 4

### РАЗРАБОТКА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СОЗДАНИЯ БАЗЫ ЗНАНИЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МАШИНИСТОМ

Раздел посвящен созданию базы знаний системы поддержки принятия решений машинистом (СППРМ) на основе специально разработанных для этого искусственных нейронных сетей, которые объединяют в себе положительные особенности функционирования таких нейросетевых структур, как двунаправленная ассоциативная память и самообучающиеся нейронные сети адаптивной резонансной теории.

#### 4.1. Характеристики базы знаний СППРМ

Предполагается, что при ведении дизель-поезда машинисту помогает СППРМ, которая в реальном времени выдает ему информацию о графике движения подвижного состава, профиле железнодорожного пути, положении дизель-поезда на перегоне, времени, оставшемся для преодоления заданного участка железнодорожного пути, существующих ограничениях по скорости движения, текущей скорости состава и погодных условиях и т.д. Кроме того, СППРМ с помощью встроенной подсистемы тяговых расчетов (ТР) выдает машинисту просчитанную перед началом каждой поездки оптимальную траекторию движения дизель-поезда и соответствующую ей маршрутную карту движения подвижного состава по заданному перегону железнодорожного пути, придерживаясь которой он сможет провести состав из начального в конечный пункт назначения с минимальным расходом топлива. Необходимость подобного расчета перед началом каждой поездки дизель-поезда связана с невозможностью хранения в базе знаний (БЗ) СППРМ для всех перегонов маршрута всех возможных вариантов управления движением подвижного состава из-за их слишком большого количества. Большое число

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

(миллионы) возможных траекторий связано, в первую очередь, с тем, что их расчет сопровождается одновременным учетом множества параметров, к которым относятся: погодные условия (температура воздуха, атмосферное давление, скорость встречного или бокового ветра), вес состава и ограничения по скорости и времени, принятые на данном конкретном участке железнодорожного пути.

Однако БЗ СППРМ может хранить обобщенные данные о траекториях и маршрутных картах движения подвижного состава, которые могут быть получены, с одной стороны, с помощью подсистемы тяговых расчетов, а с другой стороны, с помощью ПСОРД, в виде обобщенной информации о поездках опытных машинистов. Обобщенная информация о траекториях и маршрутных картах движения подвижного состава необходима машинисту и в процессе ведения дизель-поезда. Это связано с тем, что во время поездки машинист дизель-поезда не в состоянии четко по времени выдержать рассчитанную с помощью подсистемы тяговых расчетов маршрутную карту движения состава, которая и сама по себе рассчитана неточно, из-за использования в подсистеме тяговых расчетов соответствующих обобщенных коэффициентов. Поэтому для удобства машиниста дизель-поезда и с целью повышения точности переключений во времени позиций контроллера машиниста необходимо визуализировать текущую траекторию движения состава и накладывать ее на обобщенные поля траекторий, полученные по просчитанным или экспериментальным данным.

В качестве примера рассмотрим обобщение информации о множестве траекторий разгона реального дизель-поезда ДЭЛ-02 до скорости 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути, полученных с помощью бортовой информационно-измерительной системы, и их дальнейшее объединение в три поля траекторий: ускоренного, номинального и замедленного разгона.

На рис. 4.1 (графики 1 – 7) представлены соответственно семь различных стратегий переключения во времени тягового КМ дизель-поезда ДЭЛ-02, а на рис. 4.2 (графики 1 – 7) представлены соответствующие им семь осциллограмм набора скорости реальным дизель-поездом ДЭЛ-02 при его разгоне до скорости 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути при номинальных условиях работы подвижного состава:  $t_{\text{нв}} = +20^{\circ}\text{C}$ ,  $P = 760$  мм рт. ст.,  $v_{\text{в}} < 6$  м/с, где  $t_{\text{нв}}$  – температура наружного воздуха;  $P$  – атмосферное давление;  $v_{\text{в}}$  – скорость ветра.

Из рис. 4.1 и 4.2 видно, что время разгона дизель-поезда в зависимости от стратегии переключения тягового КМ меняется от 60 до 80 сек. Условно все множество траекторий можно разбить на три класса: ускоренного, номинального и замедленного разгона.

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

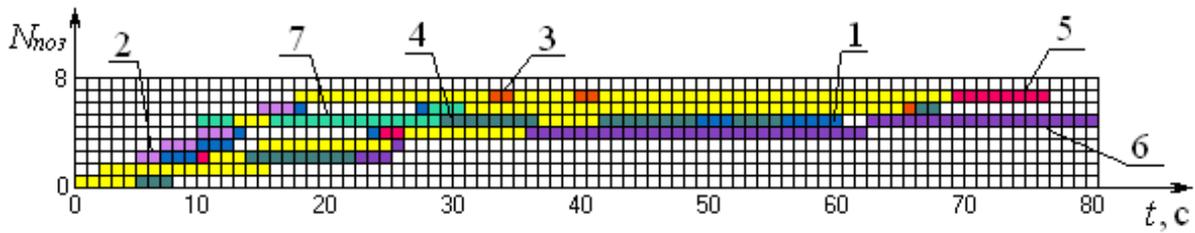


Рис. 4.1. Графики переключений во времени позиций тягового КМ дизель-поезда ДЭЛ-02 при его разгоне до 60 км/ч на ровном участке пути

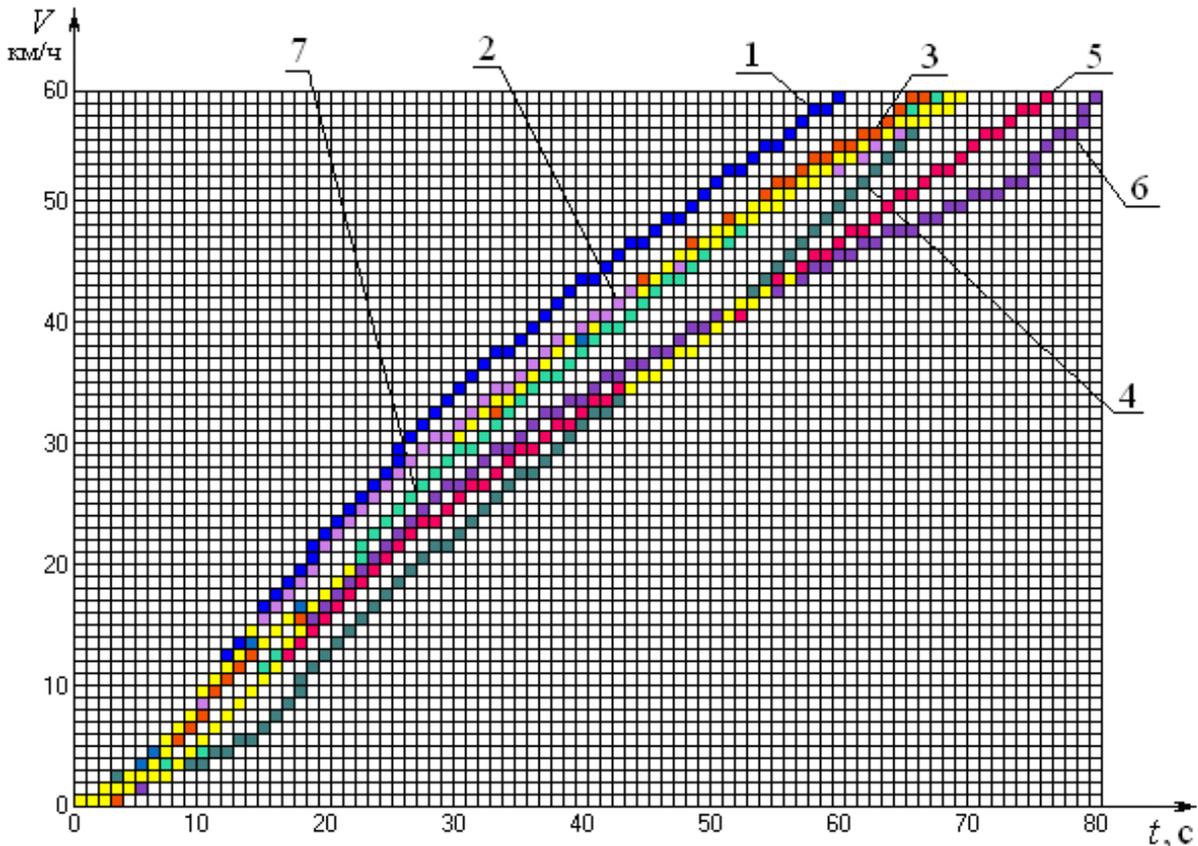


Рис. 4.2. Графики набора скорости дизель-поездом ДЭЛ-02 на ровном участке железнодорожного пути

На рис. 4.3 представлены поля 1, 2 и 3 соответственно ускоренного, номинального и замедленного набора скорости реальным дизель-поездом ДЭЛ-02 на ровном участке железнодорожного пути, а график 4 (рис. 4.3) показывает текущую осциллограмму набора скорости подвижным составом. Три приведенных поля на рис. 4.3 (поля 1, 2 и 3), получены в результате обобщения информации при обработке множества реальных осциллограмм набора скорости дизель-поездом ДЭЛ-02 при его разгоне на ровном участке железнодорожного пути, которые были получены с помощью ПСОД, являющейся частью СППРМ.

Из рис. 4.1 – 4.3 видно, что обобщение информации об отдельных траекториях движения подвижного состава в поля траекторий дает возможность существенно уменьшить количество данных, хранящихся в

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

БЗ СППРМ, т.е. дает возможность свести множество возможных траекторий движения подвижного состава к трем полям, каждое из которых хранит в себе все возможные варианты их изменения для одного из трех режимов разгона: ускоренного, номинального, замедленного. Таким образом, для каждого перегона маршрута по каждому из режимов ведения дизель-поезда БЗ СППРМ должна хранить поля траекторий движения подвижного состава. Эти поля не зависят от погодных условий, поскольку график движения состава не зависит от погодных условий. Поэтому не должны зависеть от погодных и других факторов и законы изменения во времени скорости движения подвижного состава, меняются только законы переключения позиций контроллера машиниста. Кроме того, машинист дизель-поезда в каждый момент времени наблюдает текущую траекторию движения подвижного состава и обобщенные поля траекторий движения поезда по данному перегону маршрута (рис. 4.3). Это сводит процесс четкого выдерживания маршрутной карты движения подвижного состава, просчитанной с помощью подсистемы тяговых расчетов, к процессу удержания текущей траектории движения дизель-поезда в поле соответствующего режима ведения подвижного состава с помощью тягового КМ, что, в свою очередь, существенно упрощает машинисту процесс управления дизель-поездом.

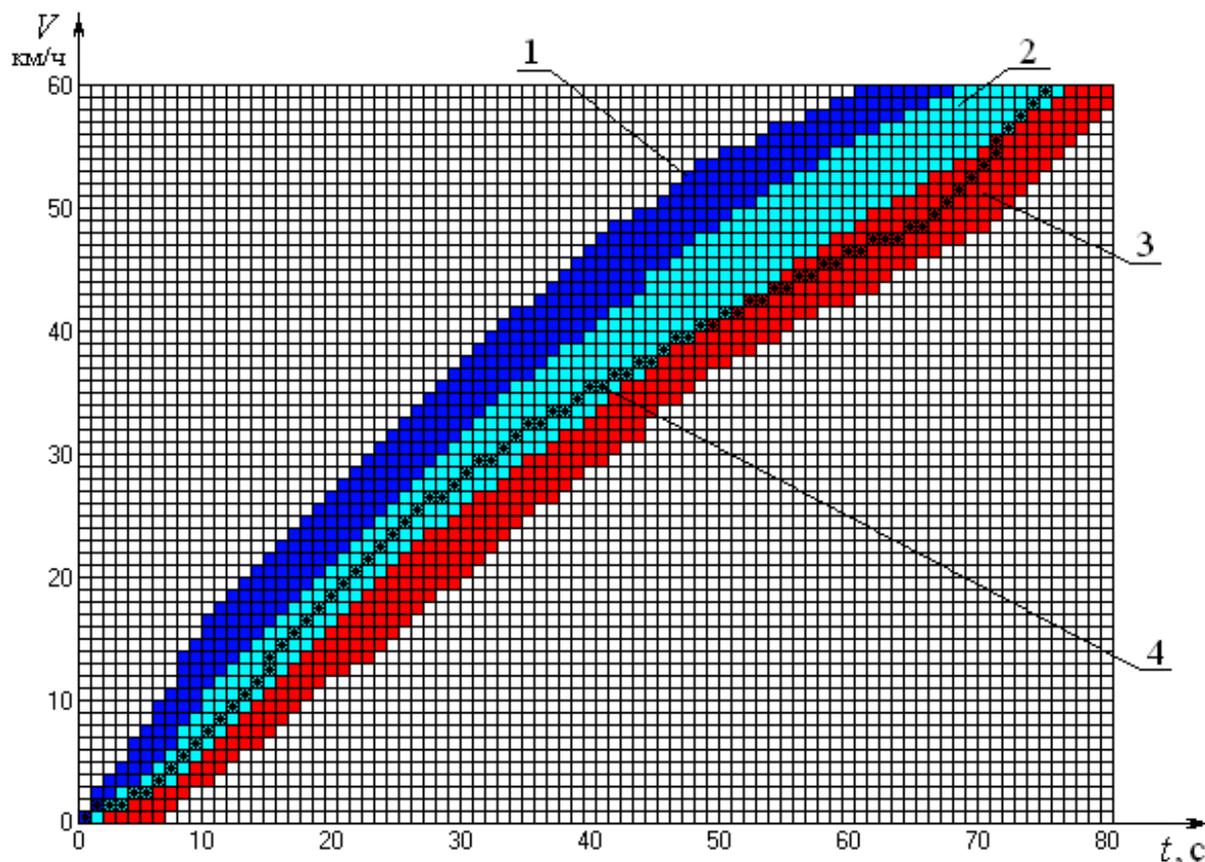


Рис. 4.3. Поля ускоренного, номинального и замедленного разгона дизель-поезда ДЭЛ-02 до 60 км/ч на равном участке железнодорожного пути

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Поля траекторий, хранящиеся в БЗ СППРМ для каждого перегона маршрута по каждому из режимов ведения дизель-поезда, представляют собой оптимальные по расходу топлива семейства траекторий, учитывающих возможные изменения погодных условий. Таким образом, в процессе управления дизель-поездом для удержания траектории движения подвижного состава в поле, которое соответствует текущему режиму, при изменении погодных условий, а значит, и значения общего сопротивления движению  $W$  поезда, величину дополнительного сопротивления можно скомпенсировать изменением текущей позиции тягового КМ. Это, в свою очередь, меняет затрачиваемую дизель-поездом энергию и позволяет провести состав по перегону, не выходя за рамки допустимых отклонений по общему расходу топлива.

Рассмотрим пример, иллюстрирующий различные затраты энергии дизель-поезда ДЭЛ-02 при его поездке в номинальном режиме (для скорости 60 км/ч) на ровном участке железнодорожного пути длиной 3 км, при различных значениях скорости встречного ветра  $v_v$ .

На рис. 4.4 (график 4) представлено поле траекторий изменения скорости движения дизель-поезда ДЭЛ-02 при его движении в номинальном режиме со скоростью 60 км/ч по ровному участку железнодорожного пути длиной 3 км. На графиках 1 и 3 (рис. 4.4) представлены изменения во времени скорости движения дизель-поезда ДЭЛ-02, которые получены при скорости ветра  $v_v$ , равной  $-15$  м/с (попутный ветер) и  $+15$  м/с (встречный ветер), а на графике 2 (см. рис. 4.4) представлена траектория движения состава в номинальном режиме (без ветра), полученная с помощью подсистемы тяговых расчетов для данного участка пути.

Оценим затраченную дизель-поездом ДЭЛ-02 энергию при его поездке со скоростью 60 км/ч по ровному участку железнодорожного пути длиной 3 км, при различных значениях скорости встречного ветра  $v_v$ . Графики 1, 2 и 3 (рис. 4.5) показывают изменение во времени затрат энергии дизель-поезда ДЭЛ-02 и соответствуют графикам скорости движения подвижного состава 1, 2 и 3 (см. рис. 4.4).

Из рис. 4.5 видно, что при изменении значения скорости встречного ветра  $v_v$  на величину  $\pm 15$  м/с изменяется и расход энергии дизель-поезда ДЭЛ-02 от просчитанного, с помощью подсистемы тяговых расчетов, значения на величину до  $\pm 10\%$ ,  $\pm 15\%$  и  $\pm 22\%$  соответственно для этапа разгона, поддержания заданной скорости движения и торможения подвижного состава.

Из рис. 4.4 и 4.5 следует, что на ровном участке железнодорожного пути при одних и тех же позициях контроллера машиниста с уменьшением скорости встречного ветра  $v_v$  уменьшается время разгона дизель-поезда.

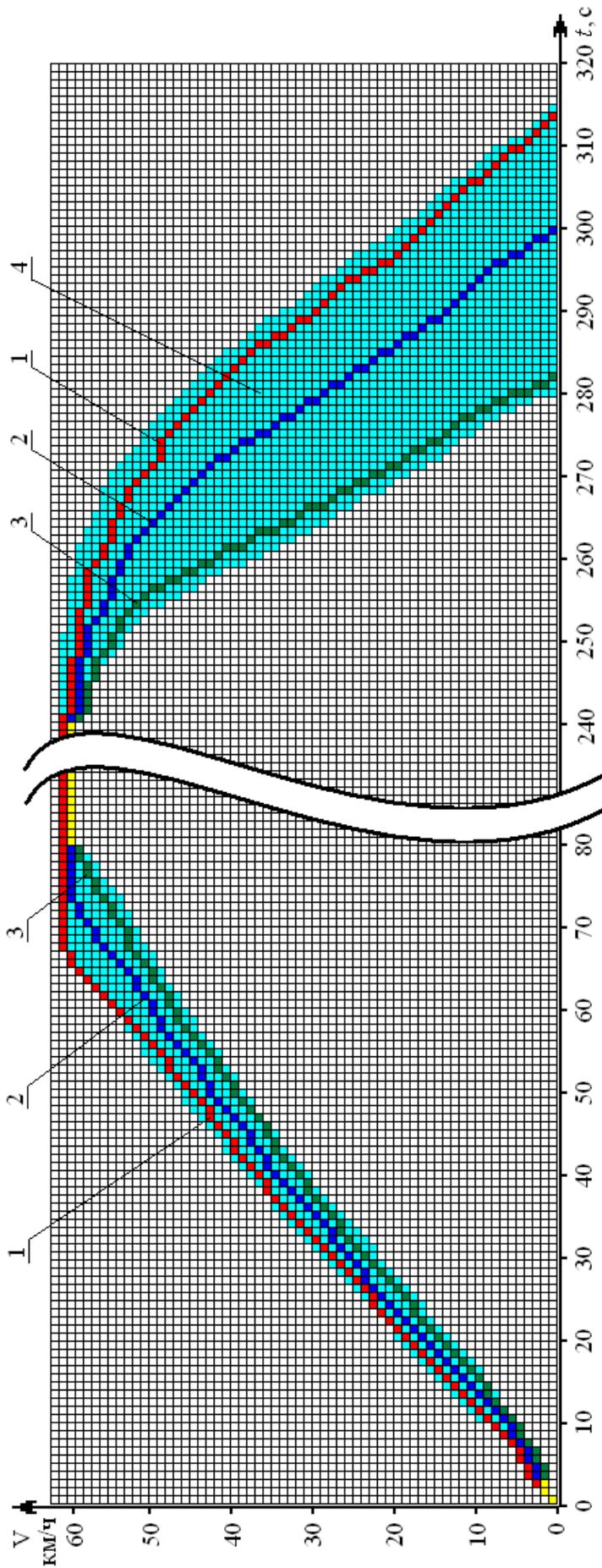


Рис. 4.4. Графики изменения скорости движения дизель-поезда ДЭЛ-02 при его поездке по ровному участку железнодорожного пути длиной 3 км, при различных значениях скорости ветра ( $v_b = -15$  м/с – график 1 (попутный ветер),  $v_b = 0$  м/с – график 2 (без ветра),  $v_b = +15$  м/с – график 3 (встречный ветер)) и поле траекторий изменения скорости движения дизель-поезда при его поездке в номинальном режиме со скоростью 60 км/ч (поле 4)

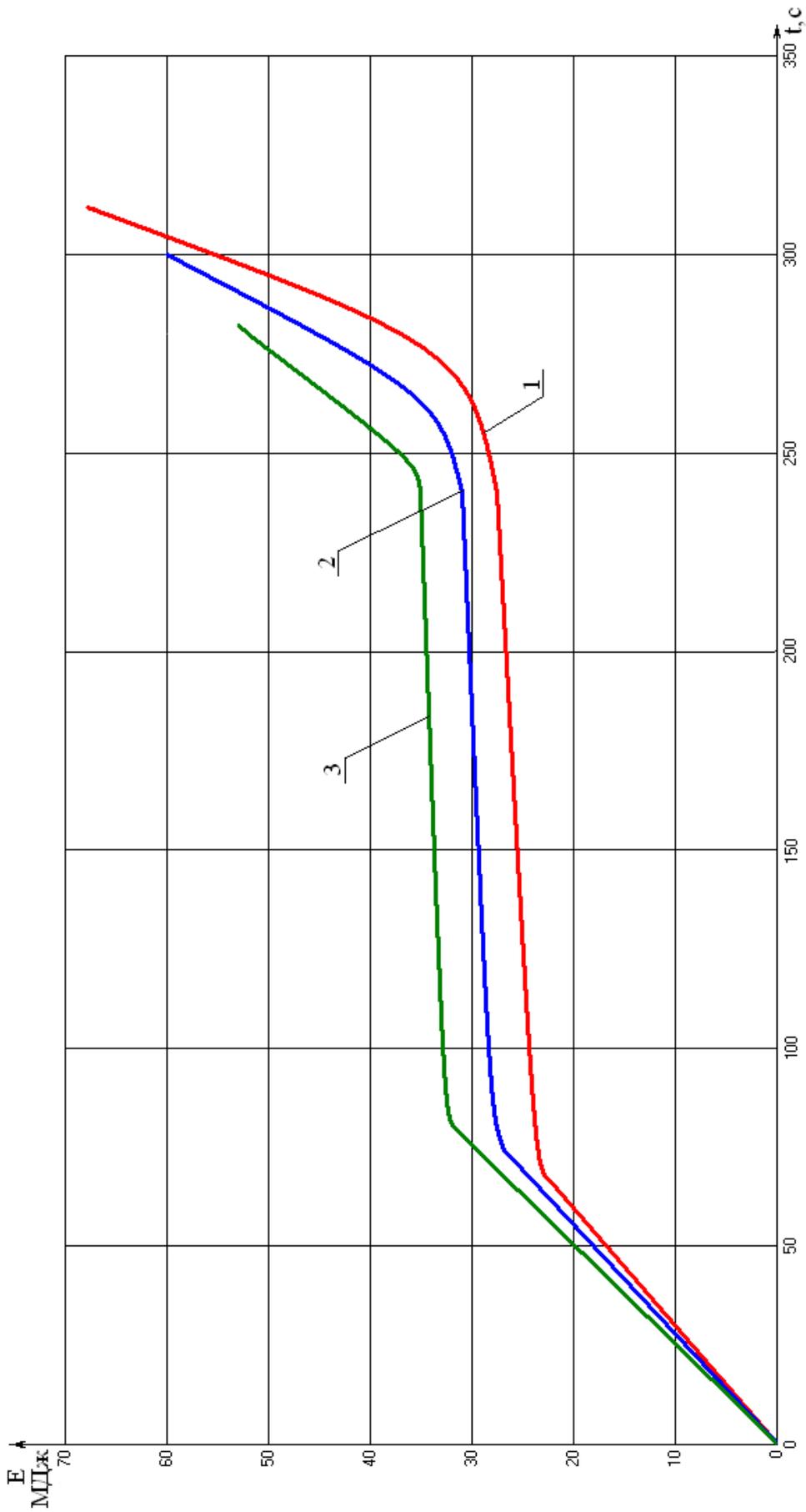


Рис. 4.5. Графики изменения затрат энергии заград энергии дизель-поезда ДЭЛ-02 при его поездке по ровному участку железнодорожного пути длиной 3 км, при различных значениях скорости ветра:  $v_b = -15 \text{ м/с}$  — график 1 (попутный ветер),  $v_b = 0 \text{ м/с}$  — график 2 (без ветра),  $v_b = +15 \text{ м/с}$  — график 3 (встречный ветер) (на участке торможения применяется электродинамический тормоз, использующий кинетическую энергию состава)

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

При увеличении скорости встречного ветра  $v_b$ , а значит, и увеличении общего сопротивления движению  $W$  дизель-поезда, уменьшается скорость движения подвижного состава  $V$  в режиме разгона и увеличивается время разгона, что может приводить, в конечном счете, к увеличению времени нахождения в пути подвижного состава. Однако дополнительные сопротивления, возникающие в процессе движения состава, могут быть скомпенсированы изменением текущей позиции тягового КМ, а затрачиваемая при этом дизель-поездом энергия не выходит за рамки допустимых отклонений по общему расходу топлива. В режиме тормоза встречный ветер позволяет уменьшить время торможения и экономит расход энергии.

Таким образом, БЗ СППРМ для каждого перегона маршрута должна хранить не отдельные оптимальные траекторий движения дизель-поезда, а поля траекторий, полученные по просчитанным или экспериментальным данным. При этом ведение подвижного состава машинист дизель-поезда будет осуществлять, с одной стороны, примерно придерживаясь рассчитанной с помощью подсистемы тяговых расчетов маршрутной карты движения состава, а с другой стороны, при помощи визуального наблюдения текущего графика изменения скорости дизель-поезда и его вхождения в одно из просчитанных полей, которое с допустимой степенью точности определяет поведение объекта управления.

Наряду с описанными выше особенностями, БЗ СППРМ должна обладать и рядом специализированных свойств, к которым, в первую очередь, относится возможность быстрого восстановления из своей памяти, по одному выбранному машинистом дизель-поезда параметру, нескольких взаимосвязанных между собой переменных. Подобного рода свойство БЗ СППРМ необходимо для того, чтобы машинист дизель-поезда по выбранному им номеру перегона из списка всех перегонов соответствующего маршрута движения состава или по названию начального и конечного пункта назначения мог одновременно получить: соответствующие поля стратегий управления подвижным составом для заданного перегона, а также поля траекторий ускоренного, номинального и замедленного движения дизель-поезда, полученные заранее по просчитанным или экспериментальным данным.

Таким образом, БЗ СППРМ должна обладать следующим набором основных характеристик:

– база знаний должна по каждому перегону железнодорожного пути выполнять компактное хранение информации о траекториях и маршрутных картах движения подвижного состава, т.е. хранить поля или семейства траекторий движения дизель-поезда и стратегий переключения позиций контроллера машиниста, а не миллионы отдельных возможных вариантов движения состава, которые порождаются изменением погодных условий, веса состава, ограничений по скорости движения и времени прохождения перегона;

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

– база знаний СППРМ должна обеспечивать ассоциативное хранение информации, т.е. хранить в виде ассоциативных изображений маршруты движения и поля стратегий управления подвижным составом, а также поля траекторий движения дизель-поезда, причем, в зависимости от типа запроса БЗ должна выдавать машинисту одно или пару изображений, которые ассоциативны между собой.

– база знаний должна выдавать информации по запросу машиниста в удобном для него виде;

– база знаний должна обеспечивать пополнение хранимой информации без потерь или искажения уже запомненной ранее информации.

Большинству описанных выше характеристик удовлетворяет БЗ на основе искусственной нейронной сети двунаправленная ассоциативная память (ДАП). Нейронная сеть ДАП способна запоминать и быстро восстанавливать из своей памяти пары ассоциированных друг другу изображений, а также позволяет осуществлять двухсторонний обмен данными, представленными в виде изображений, независимо от выбранного входа нейронной сети. То есть ДАП способна выдавать машинисту дизель-поезда по выбранному им номеру перегона поля стратегий переключения позиций КМ для заданного участка железнодорожного пути и поля траекторий движения подвижного состава.

Принцип применения ДАП заключается в следующем: до начала движения подвижного состава, машинист задает основные, заранее известные ему параметры движения по маршруту, к которым относится, в первую очередь, номер перегона и погодные условия. По этим данным из памяти ДАП восстанавливаются два ассоциативных изображения: поле изменения во времени скорости движения подвижного состава, а также поле стратегий переключения позиций КМ. Придерживаясь заданной стратегии переключения позиций КМ, машинист проведет состав из начального в конечный пункт назначения согласно расписанию, затратив при этом минимальное количество топлива.

Однако классическая архитектура и алгоритмы работы ДАП не предполагают возможности одновременного восстановления из памяти сети пары ассоциативных друг другу изображений, т.е. не предполагают возможности одновременного получения на выходах нейронной сети полей траекторий движения состава и соответствующих им полей стратегий переключения позиций КМ. Кроме того, в классической архитектуре ДАП отсутствует возможность дообучения нейронной сети в процессе ее эксплуатации без потерь запомненных ранее данных. Перечисленные выше особенности делают невозможным применение классической архитектуры и алгоритмов работы ДАП в качестве БЗ СППРМ. Однако положительные свойства архитектуры искусственной нейронной сети и особенности работы ДАП приводят к возможности разработки новой нейросетевой структуры БЗ СППРМ, которая, с одной

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

стороны, сохраняет возможность работы с ассоциативными изображениями, а с другой стороны, добавляет новые возможности: одновременное восстановление из памяти сети по входной информации пары ассоциативных друг другу и входным данным изображений, дообучения в процессе эксплуатации и стабильное хранение запомненной ранее информации.

#### 4.2. Нейронные сети адаптивной резонансной теории

Проблема стабильности-пластичности является одной из самых сложных и трудно решаемых. Характер восприятия получаемой информации постоянно связан с решением дилеммы, является ли некоторый образ "новой" информацией, и, следовательно, реакция на него должна быть поисково-познавательной, с сохранением этого образа в памяти, либо этот образ является вариантом "старой", уже запомненной информации, и в этом случае реакция должна соответствовать ранее накопленному опыту. Специальное запоминание этого образа в последнем случае не требуется. Таким образом, такое восприятие одновременно пластично, адаптировано к новой информации, и при этом оно стабильно, то есть не разрушает память о старых образах.

Не все нейронные сети приспособлены к решению этой задачи. Так, например, многослойный персептрон, обучающийся по методу обратного распространения, запоминает весь пакет обучающей информации, при этом образы обучающей выборки предъявляются в процессе обучения многократно. Попытки затем обучить персептрон новому образу приведут к модификации синаптических связей с неконтролируемым разрушением структуры памяти о предыдущих образах. Следовательно, персептрон не способен к запоминанию дополнительной информации, ему необходимо полное переобучение сети.

Аналогичная ситуация имеет место и в сетях Кохонена и Липпмана-Хемминга, обучающихся на основе самоорганизации. Данные сети всегда выдают положительный результат при классификации. Тем самым, эти нейронные сети не в состоянии отделить новые образы (изображения) от искаженных или зашумленных версий старых образов.

Исследования по проблеме стабильности-пластичности привели к созданию нового научного направления – адаптивной резонансной теории (АРТ) и нейронных сетей на ее основе. Имеется несколько разновидностей сетей АРТ. Исторически первой явилась сеть, в дальнейшем получившая название АРТ-1. Эта сеть ориентирована на обработку образов, содержащих двоичную информацию. Дальнейший шаг – архитектура АРТ-2 – ориентирована на работу как с двоичными, так и с аналоговыми образами или векторами. В сетях АРТ-3 осуществлена попытка распространения адаптивной резонансной теории Гроссберга и Карпендера

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

на многослойные нейронные архитектуры, при этом осуществляется предобработка входных изображений с помощью неокогнитрона. Хотя детали архитектуры и алгоритмов работы всех этих сетей различны, однако они имеют общую базовую архитектуру.

Принцип работы сетей адаптивной резонансной теории заключается в следующем: нейронной сетью производится сопоставление входных изображений с изображениями известных классов, которые получены на этапе обучения сети и хранятся в ее весах связей. Этап сопоставления входных изображений с известными классами изображений осуществляется с определенной точностью, задаваемой специальным параметром сходства. Если параметр сходства входного изображения с одним из известных прототипов изображений превышает заданный порог, то прототип данного класса модифицируется, чтобы стать более похожим на предъявленное изображение, а входное изображение относится к данному классу изображений. В свою очередь, если параметр сходства входного изображения не достигает заданного порога при анализе всех запомненных классов изображений, то на основе входного изображения создается новый класс изображений, что становится возможным благодаря избыточным (нераспределенным) нейронам, входящим в структуру нейронной сети. Таким образом, новые образы могут создавать новые классы, без искажения запомненной ранее информации.

При анализе базовых принципов работы нейронных сетей АРТ можно выделить их следующие общие недостатки:

- нейронные сети АРТ, затрачивают большое количество синаптических связей в сети, в расчете на единицу запоминаемой информации. При этом многие из весов этих связей оказываются после обучения нулевыми. Эту особенность следует учитывать при аппаратных реализациях;

- нейронные сети АРТ – динамические объекты, описываемые системами обыкновенных дифференциальных уравнений, поэтому их обучение в общем случае трудоемко. Однако модели сетей АРТ могут быть упрощены, если предположить, что изменение выходных сигналов нейронов происходит намного быстрее, чем изменение весовых векторов их связей. Поэтому в теории адаптивного резонанса можно полагать, что после выделения для обучения приемлемого элемента, выходные сигналы всех нейронов остаются неизменными на протяжении длительного периода времени, во время которого происходят изменения весов связей;

- для обучения нейронной сети, которая должна в реальном времени распознавать динамические процессы, необходимы многие десятки или даже сотни предъявлений входных изображений, так называемых эпох – последовательного предъявления каждого из обучающих изображений. Дефицит данных для обучения нейронных сетей – одна из самых больших проблем при создании реальных информационных систем для управления любыми сложными динамическими процессами. Однако можно увеличить

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

число обучающих сеть примеров, используя априорную информацию об инвариантах динамических процессов и искусственно генерируя новые данные из имеющейся информации с помощью подходящего рода преобразований.

При выборе одного из видов нейронных сетей АРТ, в применении к задаче построения БЗ СППРМ, проведем сравнительный анализ преимуществ и недостатков конкретных нейронных сетей.

При анализе структуры и принципов работы нейронной сети АРТ-1 можно выделить такие ее достоинства, как быстрая работа с входными векторами, обеспечиваемая быстрым алгоритмом обучения; возможность распознавания целого набора классов процессов; распознавание процессов вне зависимости от их формы. Во многих случаях нейронные сети АРТ также не предъявляют требований к порядку следования входных изображений и не требуют появления в обучающей последовательности всех изображений с одинаковой частотой. При этом нейронная сеть АРТ-1 обладает и рядом недостатков: необходимость использования большого количества нейронов и возможность работы только с бинарными входными изображениями. Сохраняется также и главный недостаток сетей АРТ – локализованность памяти. Память нейронной сети АРТ-1 не является распределенной, некоторой заданной категории отвечает вполне конкретный нейрон слоя распознавания. При его разрушении теряется память обо всей категории. Эта особенность не позволяет говорить о сетях АРТ-1 как о прямых моделях биологических нейронных сетей, так как память последних является распределенной.

Дискретные сети адаптивной резонансной теории АРТ-1 могут использоваться при работе систем распознавания в условиях существенной априорной неопределенности, когда необходимо распознавать десятки или сотни различных изображений. Однако использование этих сетей в реальных системах, где необходимо распознавать динамические режимы объектов, затруднено из-за большого разнообразия конкретной информации об одних и тех же динамических режимах (сотни и даже тысячи различных графических отображений одного и того же режима). Это порождает сложную проблему селекции и хранения существенной информации, поскольку прямое использование сетей АРТ-1 в таких случаях проблематично из-за слишком большого числа необходимых нейронов.

Основной отличительной чертой нейронной сети АРТ-2 является возможность работы с аналоговыми векторами и значительное уменьшение, по сравнению с нейронными сетями АРТ-1, количества используемых нейронов. По сравнению с АРТ-1 в архитектуре сети сделаны некоторые изменения, позволяющие отдельным подсистемам функционировать асинхронно, что принципиально для аппаратных реализаций. Важным отличием аналоговых сигналов от дискретных является принципиальная возможность аналоговых векторов быть сколь

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

удобно близкими друг к другу (в то время как пространство двоичных векторов дискретно). Это накладывает дополнительные требования на функционирование нейронов слоя сравнения, так как требуется более тонкий и чувствительный механизм для выделения областей резонанса. Общим решением здесь является переход к многослойной архитектуре с все более точной настройкой при переходе от слоя к слою, что и применено в АРТ-2. Функционирование слоя распознавания принципиально не изменяется. Сети АРТ-2 могут применяться для распознавания движущихся изображений. Поскольку нейронные системы АРТ-2 не содержат механизма инвариантного распознавания (в отличие от неокогнитрона), то в сочетании с ними можно применять специализированные (часто не нейросетевые) системы инвариантного представления образов, например, двумерное преобразование Фурье или более сложные алгоритмы.

Нейронным сетям АРТ-2 свойственны и недостатки, такие как возможность распознавания только одного отдельного процесса; сложный и более медленный, по сравнению с нейронными сетями АРТ-1, алгоритм обучения нейронной сети; отсутствие возможности одновременного сравнения входного изображения с двумя или большим числом изображений, хранящихся в памяти сети и, наконец, невозможность точного распознавания процессов, близких по форме, но различных по амплитуде.

Все перечисленные выше особенности функционирования нейронных сетей, их преимущества и недостатки, явно выделяют нейронные сети АРТ-2 как более приоритетные для применения их в качестве БЗ в СППРМ.

Классическая архитектура непрерывной нейронной сети АРТ-2 изображена на рис. 4.6. Она включает в себя три группы нейронов: поле  $F_1$  входных обрабатывающих нейронов, состоящее из шести типов элементов ( $W_i, X_i, V_i, U_i, R_i, Q_i, i = 1, n$ ) и нормализующих модулей ( $WN, VN, ZN$ ), поле  $F_2$  распознающих  $Y$ -нейронов и группы управляющих нейронов  $R_1, \dots, R_n, R$ .

Пусть на вход нейронной сети (рис. 4.6) в режиме обучения подается входное изображение  $S = (s_1, \dots, s_n)$ . Нейроны  $S_1, \dots, S_n$  воспринимают сигналы  $s_1, \dots, s_n$  входного изображения  $S$  и передают их на свои выходы:  $U_{\text{вых}} S_i = U_{\text{вх}} S_i = s_1, \dots; U_{\text{вых}} S_n = U_{\text{вх}} S_n = s_n$ .

Нейроны  $W_1, \dots, W_n$  поля  $F_1$  воспринимают сигналы  $s_1, \dots, s_n$  предъявляемого изображения и суммируют их с выходными сигналами  $u_1, \dots, u_n$  нейронов  $U_1, \dots, U_n$ :

$$w_i = s_i + au_i, i = 1, \dots, n.$$

где  $a$  – веса связей от нейронов  $U$ -слоя к нейронам  $W$ -слоя.

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Выходные сигналы  $w_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) нейронов  $W_1, \dots, W_n$  поступают на входы элементов  $X_1, \dots, X_n$  и модуля  $WN$ , вычисляющего норму  $\|w\| = \sqrt{w_1^2 + \dots + w_n^2}$  вектора сигналов  $w = (w_1, \dots, w_n)$ .

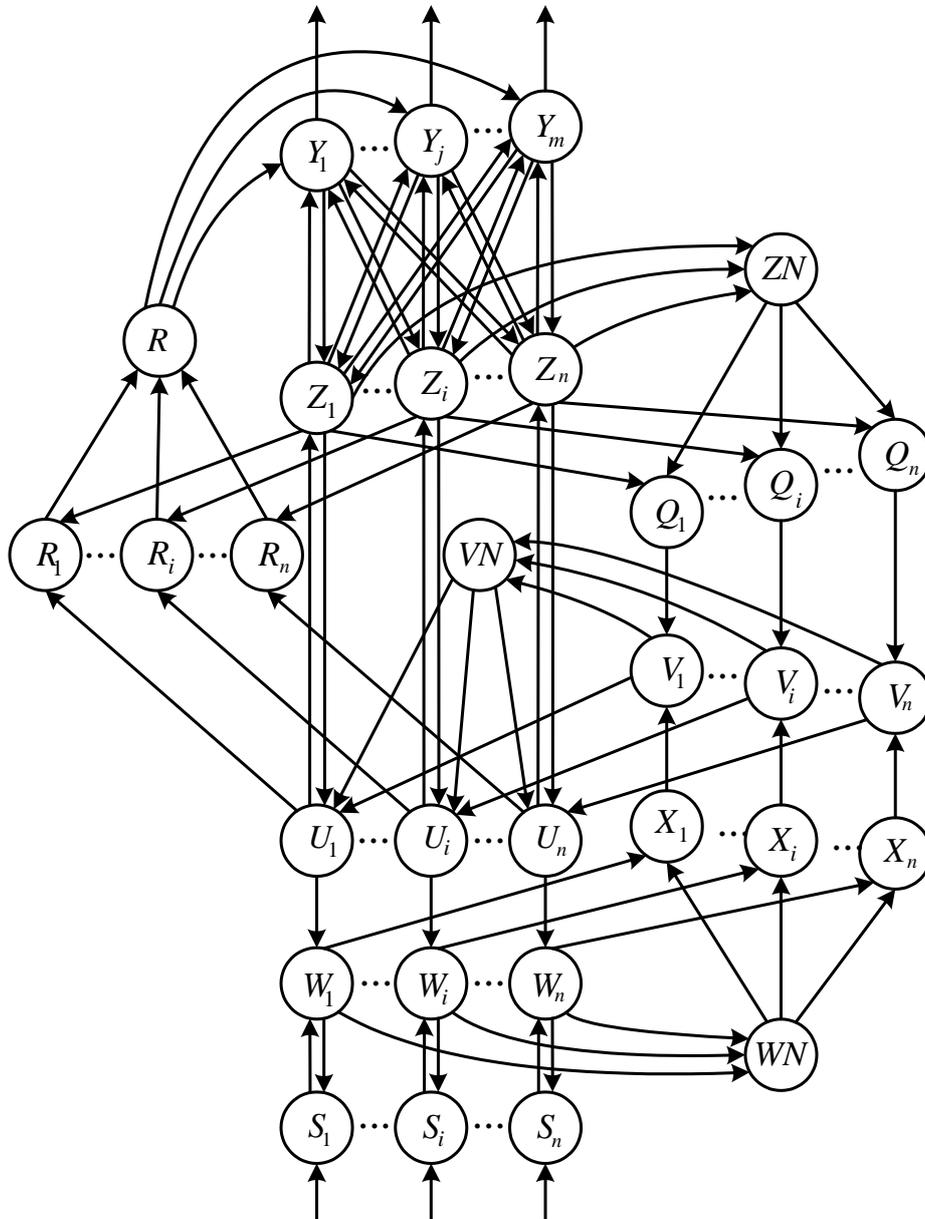


Рис. 4.6. Классическая архитектура нейронной сети ART-2

Входные сигналы  $x_1, \dots, x_n$  нейронов  $X_1, \dots, X_n$  определяются соотношением

$$x_i = \frac{w_i}{e + \|w\|},$$

где  $e$  – небольшая положительная константа, предотвращающая деление на нуль в случаях, когда  $\|w\| = 0$ .

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Функция активации нейронов  $W_1, \dots, W_n, Q_1, \dots, Q_n$  задается следующим соотношением:

$$f(U_{\text{вх}}) = \begin{cases} U_{\text{вх}}, & \text{если } U_{\text{вх}} \geq \theta, \\ 0, & \text{если } U_{\text{вх}} < \theta, \end{cases}$$

где  $\theta$  – параметр, определяющий порог для подавления шумовых сигналов. Если величина входного сигнала  $U_{\text{вх}}$  меньше порогового значения  $\theta$ , то он рассматривается как шум и подавляется ( $f(U_{\text{вх}}) = 0$ ).

Выходные сигналы  $v_1, \dots, v_n$  нейронов  $V_1, \dots, V_n$  определяются выражением

$$v_i = f(x_i) + bf(q_i),$$

где  $b$  – константа;

$q_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) – выходные сигналы нейронов  $Q_1, \dots, Q_n$ .

Нейроны  $U_1, \dots, U_n$ , используя соответственно выходные сигналы  $v_1, \dots, v_n$   $V$ -нейронов и модуля  $VN$ , вычисляющего норму  $\|v\|$  вектора  $v = (v_1, \dots, v_n)$ , определяют свои выходные сигналы по соотношению

$$u_i = \frac{v_i}{e + \|v\|}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Если нейрон-победитель в  $Y$ -слое еще не определен, то сигналы  $u_i$  однозначно определяют выходные сигналы  $z_1, \dots, z_n, q_1, \dots, q_n$  соответственно нейронов  $Z_1, \dots, Z_n$  и  $Q_1, \dots, Q_n$ :

$$z_i = u_i, \quad q_i = \frac{z_i}{e + \|z\|}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Устойчивое состояние обрабатывающих нейронов в поле  $F_1$  при исходных нулевых выходных сигналах нейронов  $U_1, \dots, U_n, Z_1, \dots, Z_n, Q_1, \dots, Q_n$  достигается после двух модификаций выходных сигналов нейронов этого поля. После достижения равновесия в поле  $F_1$   $Z$ -нейроны посылают свои выходные сигналы на входы  $Y$ -нейронов:

$$U_{\text{вх}Yj} = \sum_{i=1}^n b_{ij} z_i, \quad j = 1, \dots, m,$$

где  $b_{ij}$  – вес связи от элемента  $z_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) к элементу  $Y_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ); начальное значение:  $b_{ij} = 1$ .

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Среди распознающих  $Y$ -нейронов определяется нейрон-победитель  $Y_j$ , имеющий наибольший выходной сигнал. Во время определения нейрона  $Y_j$  выходные сигналы всех нейронов поля  $F_1$  остаются неизменными до тех пор, пока сигнал с выхода нейрона-победителя не поступит на входы  $Z$ -нейронов. После этого по сигналам нейронов  $Z_i$ ,  $U_i$  каждый нейрон  $R_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) рассчитывает свой выходной сигнал:

$$r_i = \frac{u_i + cz_i}{e + \|u\| + c\|z\|},$$

где  $c$  – вес связи от нейрона  $Z_i$  к нейрону  $R_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ).

Получив выходные сигналы  $r_i$  ( $i = 1, n$ )  $R_i$ -нейронов, элемент  $R$  рассчитывает норму вектора сигналов  $r = (r_1, \dots, r_n)$ :

$$\|r\| = \frac{\|u_i + cz_i\|}{\|u\| + c\|z\|}$$

и сравнивает ее с параметром сходства  $p$  между входным изображением и изображением, хранящемся в весах связей победившего нейрона. Если  $\|r\| < p$ , то нейрон  $Y_j$  затормаживается ( $U_{\text{вых}Y_j} = -1$ ) и не принимает в дальнейшем участия в соревнованиях при предъявлении текущего изображения. Если  $\|r\| \geq p$ , то происходит обучение весов связей победившего  $Y$ -нейрона одним из известных алгоритмов обучения: быстрым, медленным или мгновенным.

Нейронная сеть АРТ-2 неплохо зарекомендовала себя при распознавании различных отдельных изображений. Однако непосредственно использовать сеть АРТ-2 для распознавания режимов функционирования динамических объектов, когда режимы распознаются по поведению во времени нескольких переменных, принадлежащих определенным областям своего изменения, невозможно по нескольким причинам.

Во-первых, применяемое в нейронной сети АРТ-2 нормирование компонент входного вектора (изображения)  $S = (s_1, \dots, s_n)$  с помощью соотношения:

$$s_i^H = s_i / \sqrt{\sum_{i=1}^n s_i^2}$$

позволяет воспринимать любые два вектора  $S^1 = (s_1^1, \dots, s_n^1)$ ,  $S^2 = (s_1^2, \dots, s_n^2) = (ks_1^1, \dots, ks_n^1)$ , где  $k \in (0, \infty)$ , как одинаковые. Однако

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

распознавание динамических режимов, где процессы одинаковой или близкой формы существенно отличаются по амплитуде, характерно для различных режимов функционирования динамических объектов.

Во-вторых, в сети АРТ-2 в весах связей каждого распределенного  $Y$ -нейрона хранится только одно изображение, которое получено в результате выделения общих свойств всех обучающих изображений. Признаки, присущие только отдельным изображениям, в памяти сети не хранятся. Фактически в весах связей любого обученного нейрона  $Y_k$  хранится информация в виде пересечения нормированных обучающих изображений:

$$S_{Y_k}^H = S_{1,Y_k}^H \cap S_{2,Y_k}^H \cap \dots \cap S_{H_k,Y_k}^H,$$

где  $S_{Y_k}^H$  – нормированное изображение, хранящееся в весах связей нейрона  $Y_k$ ;

$S_{i,Y_k}^H$  ( $i=1, \dots, H_k$ ) – нормированные изображения, используемые для обучения распознающего нейрона  $Y_k$ ;

$H_k$  – число обучающих изображений для нейрона  $Y_k$ .

При значении параметра сходства, близкого к единице, изображения, воспринимаемые человеком как одинаковые или очень близкие, из-за своих индивидуальных особенностей нейронной сетью классифицируются как относящиеся к разным классам. Поэтому память сети будет хранить практически каждое изображение в весах связей отдельного распознающего нейрона, т.е. в памяти сети информация будет храниться в виде объединения нормированных обучающих изображений:

$$S_{1,k}^H \cup S_{2,k}^H \cup \dots \cup S_{m,k}^H,$$

где  $S_{j,k}^H$  ( $j=1, \dots, m$ ) – обучающие изображения, относящиеся к одному  $k$ -му образу;

$m$  – число обучающих изображений.

Архитектура и алгоритмы функционирования сети АРТ-2 не позволяют на отдельных нейронах обеспечить хранение информации в виде объединения нормированных обучающих изображений.

В-третьих, в нейронной сети АРТ-2 отсутствуют возможность одновременного сравнения входного изображения с двумя или большим числом изображений, хранящихся в памяти сети.

### 4.3. Разработка архитектуры и алгоритмов функционирования новой непрерывной искусственной нейронной сети АРТ-2m

В результате проведенного анализа искусственных нейросетевых структур, в которых решена проблема стабильности-пластичности хранимой и запоминаемой информации, непрерывные нейронные сети адаптивной резонансной теории АРТ-2 (рис. 4.6) выделяются для создания БЗ СППРМ. Однако сеть АРТ-2 обладает рядом недостатков [149 – 157], к которым, в первую очередь, относится: невозможность распознавания процессов, близких по форме, но различных по амплитуде. В связи с этим необходима модификация сети АРТ-2 с целью устранения этого ограничения.

Для распознавания процессов, близких по форме, но различных по амплитуде, необходимо изменить нормирование компонент входного вектора и выходных сигналов поля  $F_1$  – поля входных обрабатывающих нейронов. Предлагаемое нормирование компонент входного вектора  $S = (s_1, \dots, s_n)$ , имеет следующий вид:

$$s_i^H = s_i / s_{i\max}, \quad (4.1)$$

где  $s_i^H$  – нормированный компонент входного вектора;

$s_i$  – исходный компонент входного вектора;

$s_{i\max}$  – максимально возможное значение  $i$ -го компонента для всех допустимых входных векторов нейронной сети.

Подобное нормирование вводится и для других выходных векторов поля  $F_1$ , что приводит к изменению архитектуры и алгоритма функционирования нейронной сети.

Новая архитектура непрерывной нейронной сети АРТ-2m с нормированием входных данных, максимальными значениями сигналов, изображена на рис. 4.7 [158]. Она включает три слоя нейронов: слой входных  $S$ -нейронов, сигналы которых нормируются с помощью нормализующего модуля  $N$ , слой интерфейсных  $Z$ -нейронов, слой распознающих  $Y$ -нейронов, а также управляющий нейрон  $R$ .

В основу обучения разработанной нейронной сети положен алгоритм метода быстрого обучения, предполагающий, что веса победившего  $Y$ -нейрона достигают равновесных значений при каждом предъявлении обучающего вектора или изображения.

В алгоритме приняты следующие обозначения:

$m$  – максимальное число распознающих элементов в  $Y$ -слое или максимальное число распознаваемых образов;

$n$  – число компонент во входном векторе;

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

- $S^k$  –  $n$ -мерный входной вектор,  $k = 1, \dots, q$ ;  
 $q$  – число входных векторов;  
 $p$  – параметр сходства, диапазон допустимых значений параметра:  
 $0 < p < 1$ ;  
 $p_1$  – параметр сходства нейрона-победителя  $Y_j$ ;  
 $U_{\text{вх}Y}$  –  $m$ -мерный вектор входных сигналов распознающего слоя элементов;  
 $U_{\text{вх}Z}, U_{\text{вых}Z}$  – соответственно входной и выходной  $n$ -мерный вектор сигналов интерфейсного слоя элементов;  
 $b_{ij}$  – вес связи от элемента  $Z_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) к элементу  $Y_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ); начальное значение:  $b_{ij} = 1$ ;  
 $t_{ji}$  – вес связи от элемента  $Y_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) к элементу  $Z_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ); начальное значение:  $t_{ji} = 1$ .

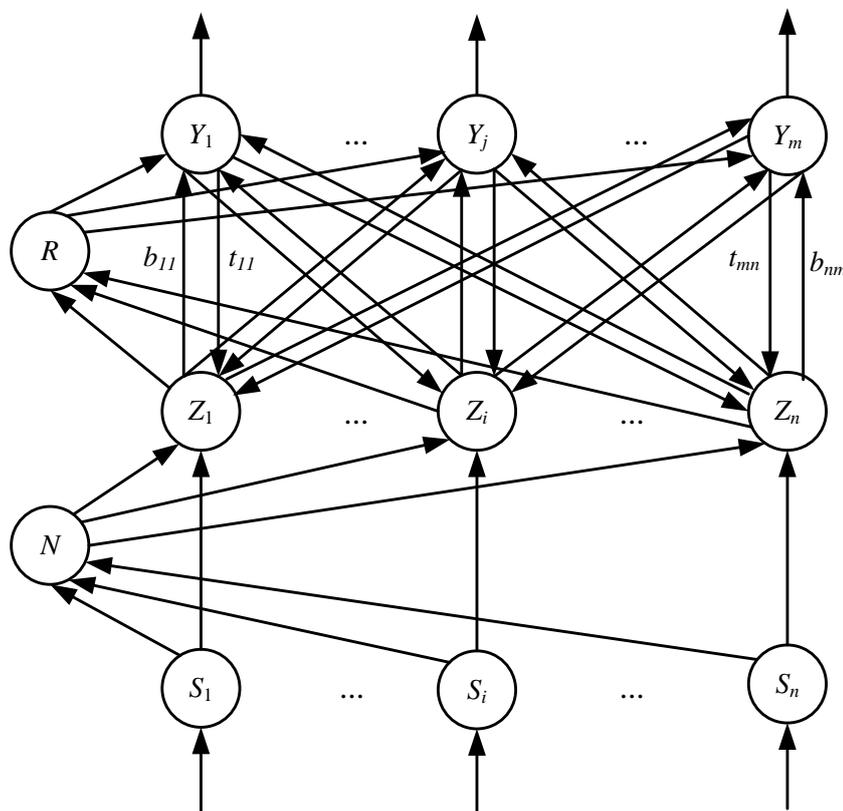


Рис. 4.7. Архитектура новой нейронной сети ART-2m

Алгоритм обучения новой непрерывной нейронной сети ART-2m предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируется общий параметр  $p$  сходства изображений, максимально возможное значения  $S_{i_{\max}}$  компонент для входных векторов нейронной сети и веса связей  $b_{ij}$  и  $t_{ji}$  ( $i = 1, \dots, n$ ;  $j = 1, \dots, m$ ).

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

*Шаг 2.* Для каждого обучающего входного вектора  $S^k$  ( $k = 1, \dots, q$ ) выполняются шаги 3 – 13 алгоритма.

*Шаг 3.* Задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов сети. Входным вектором  $S^k$  активируются все  $S$ -элементы входного слоя:  $U_{\text{вх}S_i} = s_i^k, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 4.* Нормируются выходные сигналы всех нейронов входного слоя:  $U_{\text{вх}Z_i} = U_{\text{вх}S_i} / U_{\text{вх}S_{i\text{max}}}, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 5.* Формируются выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя:  $U_{\text{вых}Z_i} = U_{\text{вх}Z_i}, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 6.* Для каждого  $Y$ -нейрона рассчитывается его выходной сигнал:  $U_{\text{вых}Y_j} = U_{\text{вх}Y_j} = \sum_{i=1}^n b_{ij} U_{\text{вых}Z_i}, j = 1, \dots, m$ .

*Шаг 7.* Пока не найден  $Y$ -нейрон, весовой вектор которого в соответствии с заданным значением параметра сходства  $p$  соответствует входному вектору  $S^k$ , выполняются шаги 8 – 12 алгоритма.

*Шаг 8.* В  $Y$ -слое определяется нейрон  $Y_j$ , удовлетворяющий условию:  $U_{\text{вых}Y_j} \geq U_{\text{вых}Y_j}, j = 1, \dots, m$ . Если таких элементов несколько, то выбирается элемент с наименьшим индексом. Если  $U_{\text{вых}Y_j} = -1$ , то все элементы заторможены, и входное изображение не может быть классифицировано или сохранено.

*Шаг 9.* Выходной сигнал нейрона-победителя  $Y_j$  задается равным единице:  $U_{\text{вых}Y_j} = 1$ .

*Шаг 10.* Рассчитываются входные сигналы всех элементов интерфейсного слоя:  $U_{\text{вх}Z_i} = U_{\text{вых}Y_j} t_{ji}, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 11.* Определяется параметр сходства  $p_1$  для нейрона-победителя  $Y$ -слоя –  $Y_j$ .

*Шаг 12.* Проверяется условие обучения выделенного нейрона  $Y_j$ . Если  $p_1 < p$ , то условие не выполняется, нейрон  $Y_j$  затормаживается ( $U_{\text{вых}Y_j} = -1$ ) и исключается из дальнейшего участия в соревнованиях при предъявлении данного изображения, затем определяется новый нейрон-победитель (переход к шагу 8 алгоритма). Если  $p_1 \geq p$ , то условие возможного обучения нейрона  $Y_j$  выполняется и осуществляется переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 13.* Определяются веса связей элемента  $Y_j$ :  $b_{ij} = U_{\text{вх}Z_i}, t_{ji} = U_{\text{вх}Z_i}, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 14.* Останов.

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

В режиме распознавания в отличие от режима обучения алгоритм функционирования непрерывной искусственной нейронной сети производит только выделение нейрона-победителя  $Y_j$ , при этом веса связей нейронной сети не изменяются.

Таким образом, разработана архитектура и алгоритмы работы новой непрерывной искусственной нейронной сети АРТ-2 $m$ , которая в отличие от сети АРТ-2 позволяет относить к разным классам процессы, близкие по форме, но различные по амплитуде, что позволяет на основе искусственных нейронных сетей АРТ-2 $m$  разрабатывать более универсальные распознающие системы.

#### **4.4. Архитектура и алгоритмы функционирования непрерывной нейронной сети АРТ-2Д для подсистемы автоматического ведения дизель-поезда**

Одной из перспективных задач управления пригородными дизель-поездами является задача автоматизации управления движением пригородных составов. При автоматическом ведении дизель-поезда возникает задача распознавания режима ведения подвижного состава по нескольким процессам. Для распознавания по нескольким процессам и определения принадлежности входного изображения некоторому режиму функционирования объекта в структуру нейронной сети АРТ-2 необходимо внести изменения [158 – 161]. На стадии предварительной обработки информации предлагается для каждой переменной в любом из режимов функционирования объекта определять верхнюю и нижнюю огибающую, затем эти огибающие использовать для обучения нейронной сети. При распознавании входной процесс должен сравниваться с этими огибающими, но так как у непрерывных нейронных сетей АРТ отсутствует возможность одновременного сравнения с двумя изображениями, предлагается новая нейронная сеть, состоящая из двух параллельно работающих модулей, каждый из которых является сетью АРТ-2 $m$  (рис. 4.8). При этом в режиме обучения первый модуль предназначен для запоминания нижних огибающих, а второй модуль – для запоминания верхних огибающих обучающих процессов. В режиме распознавания первый модуль будет выполнять сравнение входного изображения с запомненной в нем нижней огибающей, а второй модуль будет выполнять сравнение входного изображения с запомненной в нем верхней огибающей. При выполнении поставленных условий (т.е. входное изображение находится между верхней и нижней огибающими или полностью, или частично совпадает с ними) и при допустимом значении параметра сходства входное изображение будет относиться к соответствующему классу объектов.

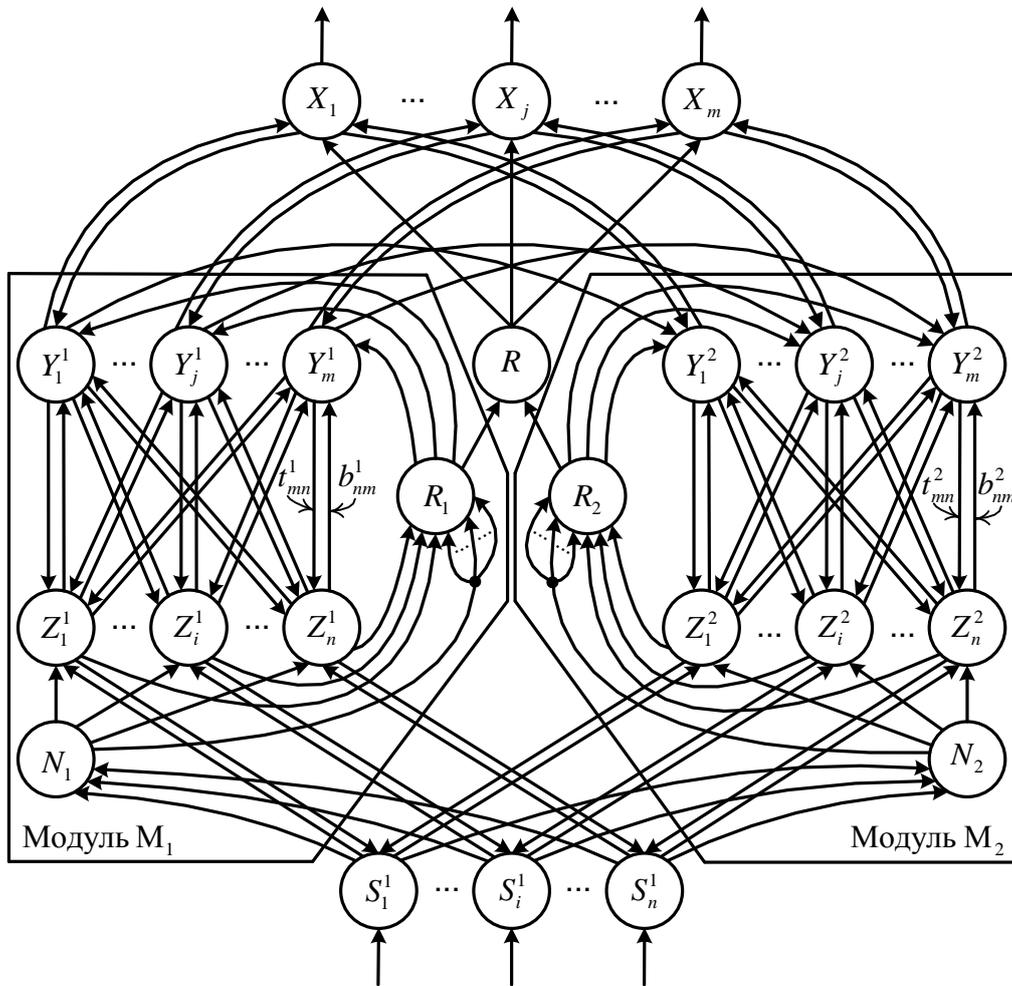


Рис. 4.8. Архитектура непрерывной нейронной сети ART-2Д

Для распознавания по принадлежности к определенным областям  $D_{lk}^l$  ( $l=1, \dots, L$ ;  $k=1, \dots, K$ ) изменения переменных  $I_k(t_i)$  заданного числа  $L$  режимов функционирования объекта необходимо сформировать эти области на основе обучающих процессов (изображений). В нейронной сети ART-2m отсутствует механизм формирования таких областей [160]. В связи с этим на стадии предварительной обработки информации предлагается для каждой переменной  $I_k(t_i)$  в любом из  $L$  режимов функционирования объекта определять по две функции (изображения):

$$\begin{aligned}
 I_{k \min}^l(t_i) &= \min(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{knl}^l(t_i)), \\
 l &= 1, \dots, L; k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, 2, \dots; \\
 I_{k \max}^l(t_i) &= \max(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{knl}^l(t_i)), \\
 l &= 1, \dots, L; k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, 2, \dots,
 \end{aligned}
 \tag{4.2}$$

где  $I_{k \min}^l(t_i)$ ,  $I_{k \max}^l(t_i)$  – соответственно минимальное и максимальное значение переменной  $I_k(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ) в  $l$ -м режиме функционирования

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

объекта в учитываемом множестве  $I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{knl}^l(t_i)$  обучающих процессов в момент времени  $t_i$ ;

$nl$  – число учитываемых изображений при обучении сети распознаванию  $l$ -го динамического режима.

Затем все  $2LK$  функций  $I_{k\min}^l(t_i), I_{k\max}^l(t_i)$  используются для обучения двух сетей АРТ-2 $m$ , входящих в структуру сети АРТ-2Д.

В качестве примера, иллюстрирующего процесс выделения верхних и нижних огибающих (4.2), рассмотрим графики сигналов скорости  $V$ , мощности  $P$ , удельного расхода энергии  $Q$  и номера позиции КМ  $h_{\text{км}}$ , полученные при разгоне реального дизель-поезда ДЭЛ-02 до скорости 60 км/ч на ровном участке железнодорожного пути (рис. 4.9, левая половина рисунка). Графики  $I_{1\min}^1(t_i), I_{2\min}^1(t_i), I_{3\min}^1(t_i)$  и  $I_{4\min}^1(t_i)$  (см. рис. 4.9, правая половина рисунка) показывают нижние огибающие сигналов, соответственно  $V, P, Q$  и  $h_{\text{км}}$ , а  $I_{1\max}^1(t_i), I_{2\max}^1(t_i), I_{3\max}^1(t_i)$  и  $I_{4\max}^1(t_i)$  (см. рис. 4.9, правая половина рисунка) показывают верхние огибающие сигналов соответственно  $V, P, Q$  и  $h_{\text{км}}$ .

Для определения принадлежности входного изображения  $I_k(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ) некоторому  $l$ -му режиму функционирования объекта необходимо выполнить его сравнение с двумя изображениями  $I_{k\min}^l(t_i), I_{k\max}^l(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ) и определить значение параметра сходства  $p$ . В базовой архитектуре непрерывных нейронных сетей АРТ-2 и АРТ-2 $m$  отсутствует возможность одновременного сравнения с двумя изображениями. Поэтому предлагается новая нейронная сеть адаптивной резонансной теории АРТ-2Д, состоящая из двух параллельно работающих модулей  $M_1$  и  $M_2$ , каждый из которых является сетью АРТ-2 $m$  [160].

Модуль  $M_1$  предназначен для запоминания в режиме обучения соотношений  $I_{k\min}^l(t_i)$ , а  $M_2$  – соотношений  $I_{k\max}^l(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ). В режиме распознавания модуль  $M_1$  выполняет сравнение входного изображения с функциями, описываемыми выражениями  $I_{k\min}^l(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ), а модуль  $M_2$  – соответственно с функциями, описываемыми выражениями  $I_{k\max}^l(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ).

При задании  $L$  режимов функционирования объекта по переменным  $I_k(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ) с помощью функций  $I_{k\min}^l(t_i), I_{k\max}^l(t_i)$  нетрудно представить ситуацию, когда по  $I_{k\min}^l(t_i)$  или по  $I_{k\max}^l(t_i)$  ( $k=1, \dots, K$ ) выполняется соответственно  $L$  соотношений:  $I_k(t_i) \geq I_{k\min}^l(t_i), l=1, \dots, L$  или  $I_k(t_i) \leq I_{k\max}^l(t_i), l=1, \dots, L$ .

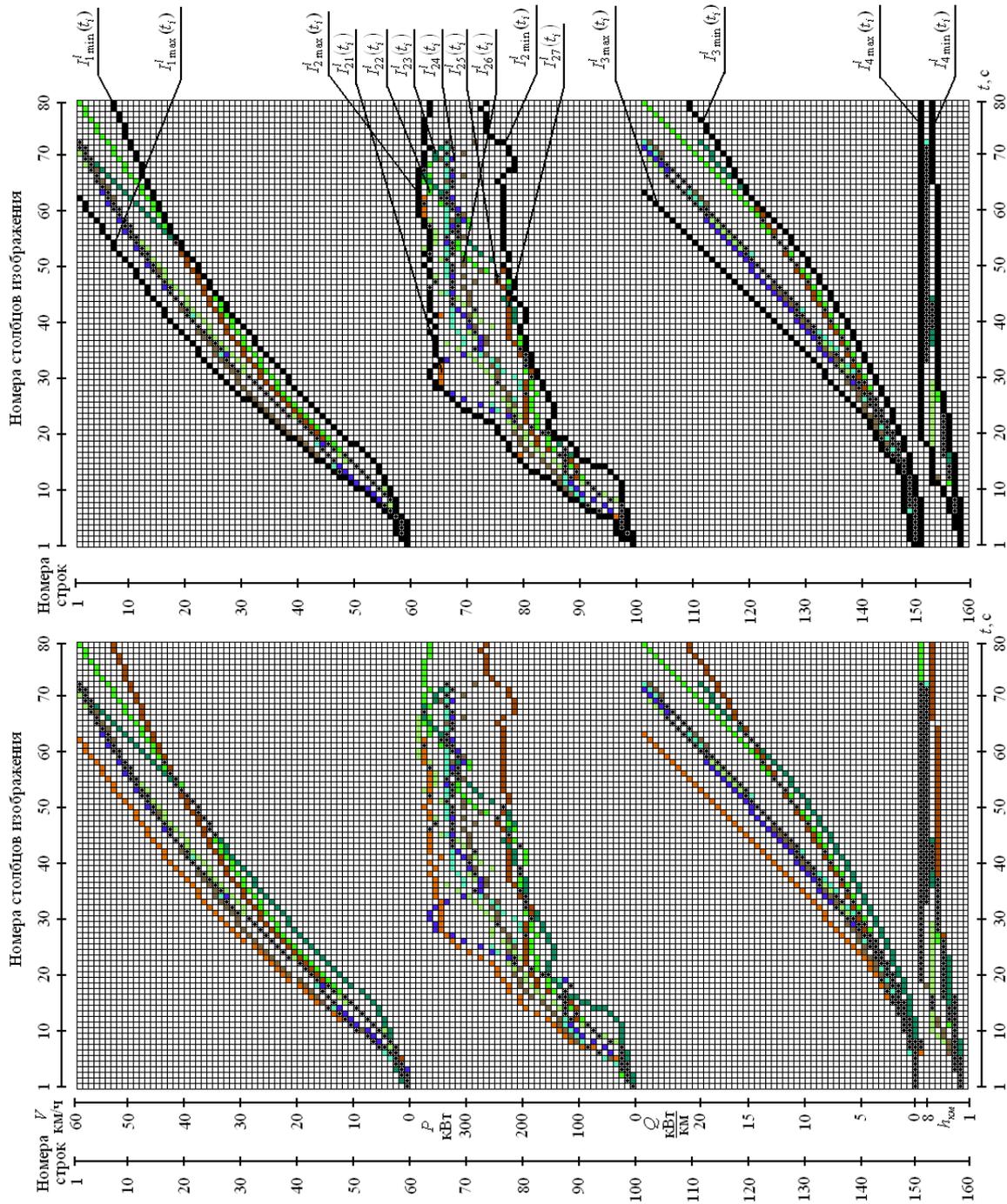


Рис. 4.9. Графики и огибающие сигналов при разгоне дизель-поезда до скорости 60 км/ч на ровном участке пути

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

В связи с этим предлагается ввести связи между парами  $Y_i^1$  и  $Y_i^2$  ( $i=1, \dots, m$ )  $Y$ -нейронов, предназначенных для распознавания одного и того же режима функционирования объекта в разных модулях. С помощью этих связей  $Y$ -нейроны первого модуля управляют соответствующими распознающими нейронами второго модуля.

Нейрон-победитель второго модуля будет выделяется не в результате соревнования между распознающими элементами, а сигналом с нейрона-победителя  $Y_J^1$  первого модуля после проверки соответствия нейрона  $Y_J^1$  по величине параметра сходства  $p$  входного изображения и изображения, хранящегося в весах его связей. Выделенный нейрон  $Y_J^2$  второго модуля также проверяется по величине параметра сходства  $p$ . Если он выдерживает эту проверку и выдерживает последующую проверку по величине параметра сходства и пара нейронов  $Y_J^1$  и  $Y_J^2$ , то на выходе распознающего нейрона  $X_J$  сети АРТ-2Д появляется единичный сигнал, свидетельствующий о распознавании наблюдаемого режима функционирования объекта. Если нейрон  $Y_J^2$  или пара элементов  $Y_J^1$ ,  $Y_J^2$  не выдерживают проверку по величине параметра сходства, то нейрон  $Y_J^1$  затормаживается ( $U_{\text{вых}Y_J^1} = -1$ ), а нейрон  $Y_J^2$  переводится в неактивное состояние ( $U_{\text{вых}Y_J^2} = 0$ ).

Отметим, что непосредственно выполнить проверку пары элементов  $Y_J^1$ ,  $Y_J^2$  по величине параметра сходства  $p$  при известных параметрах сходства  $p_1$  и  $p_2$  соответственно для нейронов  $Y_J^1$  и  $Y_J^2$  нельзя. Ее необходимо будет осуществлять с помощью параметров несходства:

$$p^H = 1 - p, \quad p_1^H = 1 - p_1, \quad p_2^H = 1 - p_2, \quad (4.3)$$

где  $p^H$  – параметр несходства входного изображения с изображениями, хранящимися в весах связей нейронов  $Y_J^1$  и  $Y_J^2$ ;

$p_1^H, p_1$  – соответственно параметр несходства и параметр сходства входного изображения с изображением, хранящемся в весах связей нейрона  $Y_J^1$ ;

$p_2^H, p_2$  – соответственно параметр несходства и параметр сходства входного изображения с изображением, хранящемся в весах связей нейрона  $Y_J^2$ .

Параметры несходства  $p_1^H, p_2^H$  показывают соответственно относительное число компонент входного изображения, которые не

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

удовлетворяют ограничениям  $I_{k \min}^l(t_i)$ ,  $I_{k \max}^l(t_i)$ , а их сумма  $p_1^H + p_2^H$  – общее число компонент входного изображения, не соответствующих образу, хранящемуся в весах связей нейронов  $Y_j^1$  и  $Y_j^2$ . Очевидно, что для изображений данного образа должно выполняться условие

$$p_1^H + p_2^H \leq p^H. \quad (4.4)$$

Используя предыдущее соотношение, нетрудно получить новое неравенство, с помощью которого можно проверять, удовлетворяет ли пара нейронов  $Y_j^1$  и  $Y_j^2$  по значению параметра сходства  $p$ , если известны параметры сходства для каждого из отдельных нейронов:

$$p_1 + p_2 - 1 \geq p. \quad (4.5)$$

В структуру нейронной сети АРТ-2Д входит слой входных  $S$ -элементов. Он воспринимает предъявленное изображение  $S^k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) и передает полученную информацию нейронам интерфейсных слоев  $Z$  двух модулей нейронной сети АРТ-2Д (рис. 4.8). При этом процесс передачи изображений сопровождается нормированием компонент входного вектора  $S = (s_1, \dots, s_n)$  на нейронах  $N_1$  и  $N_2$  соответственно первого и второго модулей нейронной сети АРТ-2Д (рис. 4.8). Процесс нормирования осуществляется с помощью соотношения (4.1).

Каждый элемент  $Z_i^1$  ( $i = 1, \dots, n$ ) интерфейсного слоя первого модуля нейронной сети АРТ-2Д связан с каждым элементом  $Y_j^1$  ( $j = 1, \dots, m$ ) распознающего слоя двумя видами взвешенных связей. Сигналы из интерфейсного слоя в распознающий слой первого модуля передаются идущими снизу вверх связями с весами  $b_{ij}^1$ , а из распознающего слоя в интерфейсный слой – связями, идущими сверху вниз с весами  $t_{ji}^1$  ( $j = 1, \dots, m, i = 1, \dots, n$ ). Аналогичным образом осуществляется связь между элементами  $Z_i^2$  и  $Y_j^2$  во втором модуле нейронной сети АРТ-2Д (см. рис. 4.8).

Слои  $Y^1$  и  $Y^2$  являются слоями конкурирующих или соревнующихся нейронов. В любой момент времени каждый элемент распознающего слоя может находиться в одном из трех состояний:

- активном (выходной сигнал нейрона равен  $d$ , где  $0 < d < 1$ );
- не активном (выходной сигнал нейрона равен 0, но при этом нейрон может участвовать в соревновании);

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

– заторможенном (выходной сигнал нейрона равен  $-1$ , и нейрон не допущен к соревнованиям при предъявлении текущего входного изображения).

После предъявления входного изображения активным остается только один распознающий нейрон, все остальные  $Y$ -элементы имеют нулевые или отрицательные выходные сигналы. Выделенный распознающий нейрон допускается к обучению входным изображением только в том случае, когда его весовой вектор связей подобен входному вектору. Это решение принимается с помощью  $R$ -нейрона и параметра сходства, а также сигналов, поступающих из входного и интерфейсного слоев элементов. На основе этих данных производится определение значения параметра сходства, если его значение больше или равно заданному значению, то производится обучение выделенного распознающего элемента, если меньше – его затормаживание с дальнейшим исключением из числа соревнующихся при повторном предъявлении этого же входного изображения, при этом из  $Y$ -слоя выделяются новые кандидаты для обучения входным изображением.

Описанная непрерывная искусственная нейронная сеть АРТ-2Д не предъявляет требований к порядку следования входных изображений и не требует появления в обучающей последовательности всех изображений с одинаковой частотой.

Непрерывная нейронная сеть АРТ-2Д в режиме распознавания функционирует согласно следующему разработанному алгоритму.

В алгоритме приняты следующие обозначения:

$m$  – максимальное число распознающих элементов в  $X$ -,  $Y^1$ - и  $Y^2$ -слоях или максимальное число распознаваемых образов;

$n$  – число компонент во входном векторе;

$S^l = (s_1^l, \dots, s_n^l)$  –  $n$ -мерный входной вектор, соответствующий  $l$ -му режиму функционирования объекта;

$p$  – параметр сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя распознающего слоя (диапазон допустимых значений параметра:  $0 < p < 1$ );

$p_1$  и  $p_2$  – параметры сходства для входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя соответственно  $Y_j^1$  первого модуля и  $Y_j^2$  второго модуля;

$U_{вхY^1}$  и  $U_{вхY^2}$  –  $m$ -мерные векторы входных сигналов распознающих слоев элементов соответственно первого и второго модуля нейронной сети;

$U_{вхZ^1}$ ,  $U_{выхZ^1}$  – соответственно входной и выходной  $n$ -мерные векторы сигналов интерфейсного слоя элементов первого модуля нейронной сети;

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$U_{\text{вх}Z^2}$ ,  $U_{\text{вых}Z^2}$  – соответственно входной и выходной  $n$ -мерные векторы сигналов интерфейсного слоя элементов второго модуля нейронной сети;

$b_{ij}^1$  и  $b_{ij}^2$  – веса связей между элементами интерфейсного слоя и распознающими элементами соответственно первого и второго модуля нейронной сети,  $i = 1, \dots, n$ ;  $j = 1, \dots, m$ ;

$t_{ji}^1$  и  $t_{ji}^2$  – веса связей между распознающими элементами и элементами интерфейсного слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети,  $j = 1, \dots, m$ ;  $i = 1, \dots, n$ .

Алгоритм работы непрерывной нейронной сети АРТ-2Д в режиме распознавания входных изображений предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Инициализация параметров и весов связей сети.

*Шаг 2.* Для распознаваемого входного вектора  $S^l = (s_1^l, \dots, s_n^l)$  выполняются шаги 3 – 18 алгоритма.

*Шаг 3.* Задаются для двух модулей нейронной сети нулевые выходные сигналы всех распознающих элементов  $Y_j^1$ - и  $Y_j^2$ -слоя:  $U_{\text{вых}Y_j^1} = 0$ ,  $U_{\text{вых}Y_j^2} = 0$ ,  $j = 1, \dots, m$ . Распознаваемым вектором  $S^l$  активируются  $S$ -элементы входного слоя:  $U_{\text{вх}S_i} = s_i^l$ ,  $U_{\text{вых}S_i} = U_{\text{вх}S_i}$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 4.* Нормируются входные сигналы нейронов интерфейсных слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$ :  $U_{\text{вх}Z_i^1} = U_{\text{вх}Z_i^2} = U_{\text{вых}S_i} / U_{\text{вых}S_{i\max}}$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 5.* В первом модуле нейронной сети определяются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя:  $U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вх}Z_i^1}$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 6.* Рассчитываются входные и выходные сигналы распознающих нейронов первого модуля:

$$U_{\text{вых}Y_j^1} = U_{\text{вх}Y_j^1} = \sum_{i=1}^n b_{ij}^1 U_{\text{вых}Z_i^1}, j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 7.* Пока не найден нейрон-победитель  $Y_j^1$  первого модуля нейронной сети, выполняется шаги 8 – 18 алгоритма.

*Шаг 8.* В  $Y_j^1$ -слое первого модуля нейронной сети определяется нейрон  $Y_j^1$ , удовлетворяющий условию:  $U_{\text{вых}Y_j^1} \geq U_{\text{вых}Y_j^1}$ ,  $j = 1, \dots, m$ , и хранящий информацию об  $l$ -м режиме функционирования объекта. Если таких элементов несколько, то выбирается элемент с наименьшим индексом. Если  $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$ , то все элементы заторможены и входное

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

изображение не может быть правильно классифицировано (выдача сообщения об этом и переход к шагу 19 алгоритма).

*Шаг 9.* Выходной сигнал нейрона-победителя  $Y_j^1$  задается равным единице:  $U_{\text{вых}Y_j^1} = 1$ .

*Шаг 10.* Рассчитываются выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя:  $U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вых}Y_j^1} t_{ji}^1, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 11.* Определяется параметр сходства  $p_1$  для входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_j^1$  первого модуля:  $p_1 = \left\| P_1^{l*}(k, t_i) \right\| / K(T+1)$ , где  $P_1^{l*}(k, t_i)$  – функция, соответствующая  $l$ -му динамическому режиму ( $l = 1, \dots, L$ ), распознаваемому по минимальным значениям  $I_{k \min}^l(t_i)$  динамических процессов  $I_k^l(t_i)$ ;

$$P_1^{l*}(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k \min}^l(t_i) \leq I_k^{l*}(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \\ 0, & \text{если } I_{k \min}^l(t_i) > I_k^{l*}(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \end{cases} \quad (4.6)$$

где  $\left\| P_1^{l*}(k, t_i) \right\|$  – норма функции  $P_1^{l*}(k, t_i)$ , определяется соотношением:

$$\left\| P_1^{l*}(k, t_i) \right\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_1^{l*}(k, t_i); \quad (4.7)$$

$K$  – число переменных в  $l$ -м динамическом режиме.

*Шаг 12.* Проверяется соответствие по значению параметра сходства входных процессов по нижним границам областей  $D_k^l$  ( $k = 1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p_1 \geq p$ , где  $p$  – заданное значение параметра сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_j^1$  первого модуля. Если условие не выполняется, то нейрон  $Y_j^1$  затормаживается ( $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$ ) и исключается из дальнейшего участия в соревнованиях при предъявлении данного изображения, затем определяется новый нейрон-победитель первого модуля (переход к шагу 8 алгоритма). Если условие выполняется, то переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 13.* Нейрон  $Y_j^1$  первого модуля своим выходным сигналом на вход нейрона  $Y_j^2$  второго модуля превращает его в нейрон-победитель второго модуля.

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

*Шаг 14.* Выходной сигнал нейрона-победителя  $Y_J^2$  задается равным единице:  $U_{\text{вых}Y_J^2} = 1$ .

*Шаг 15.* Рассчитываются выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя:  $U_{\text{вых}Z_i^2} = U_{\text{вых}Y_J^2} t_{Ji}^2, i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 16.* Определяется параметр сходства  $p_2$  для входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_J^2$  второго модуля:  $p_2 = \|P_2^{l*}(k, t_i)\| / K(T+1)$ , где  $P_2^{l*}(k, t_i)$  – функция, соответствующая  $l$ -му динамическому режиму, распознаваемому по максимальным значениям  $I_{k \max}^l(t_i)$  динамических процессов  $I_k^l(t_i)$ ;

$$P_2^{l*}(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k \max}^l(t_i) \geq I_k^{l*}(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \\ 0, & \text{если } I_{k \max}^l(t_i) < I_k^{l*}(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \end{cases} \quad (4.8)$$

где  $\|P_2^{l*}(k, t_i)\|$  – норма функции  $P_2^{l*}(k, t_i)$ , определяется соотношением:

$$\|P_2^{l*}(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_2^{l*}(k, t_i). \quad (4.9)$$

*Шаг 17.* Проверяется соответствие по значению параметра сходства входных процессов по верхним границам областей  $D_k^l (k = 1, \dots, K)$   $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p_2 \geq p$ , где  $p$  – параметр сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_J^2$  второго модуля. Если условие не выполняется, то нейроны  $Y_J^1, Y_J^2$  обоих модулей сети исключаются из дальнейшего участия в соревнованиях при предъявлении данного входного изображения ( $U_{\text{вых}Y_J^1} = -1, U_{\text{вых}Y_J^2} = 0$ ), затем осуществляется переход к 8 шагу алгоритма. Если условие выполняется, то осуществляется переход к следующему шагу алгоритма.

*Шаг 18.* По вычисленным значениям параметров сходства  $p_1, p_2$  для обоих модулей сети проверяется соответствие входных процессов  $I_k(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T$  областям  $D_k^l (k = 1, \dots, K)$   $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p \leq p_1 + p_2 - 1$ . Если условие выполняется, то единичные выходные сигналы нейронов  $Y_J^1, Y_J^2, R$  переводят в активное состояние нейрон  $X_J$ , единичный выходной сигнал которого указывает на то, что входной процесс  $I_k(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T$  распознается как  $l$ -й режим функционирования

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

объекта. Если условие не выполняется, то переход к шагу 8 алгоритма и поиск другого режима функционирования объекта, более соответствующего входным процессам.

*Шаг 19. Останов.*

Однако при автоматическом распознавании режимов функционирования динамических объектов с помощью нейронной сети АРТ-2Д выяснилось, что при нахождении входного изображения (см. рис. 4.10, график 4) на границе двух соседних изображений (см. рис. 4.10, области 2 и 3) происходит снижение параметра сходства для обоих соседних изображений, в результате чего входное изображение не может быть однозначно отнесено ни к одному из известных сети изображений (см. рис. 4.10, области 1 – 3).

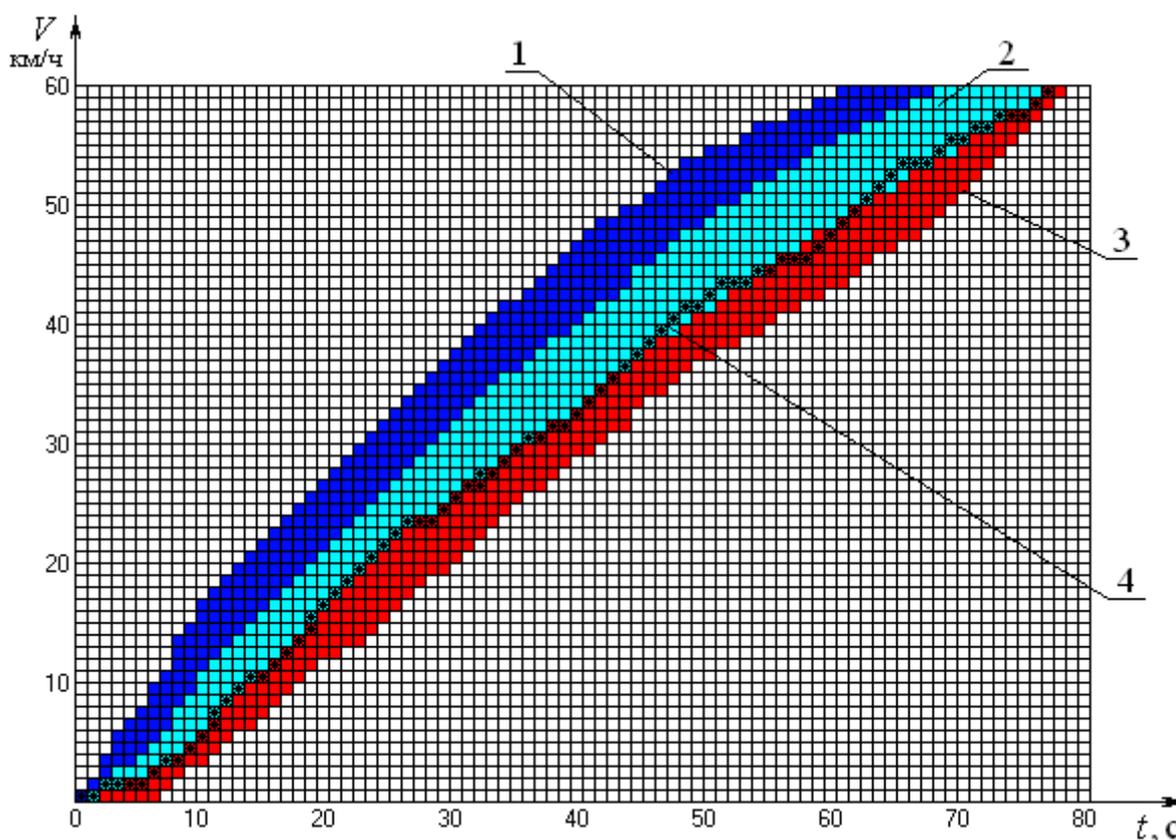


Рис. 4.10. Изображения полей траекторий, хранящиеся в памяти нейронной сети АРТ для одного процесса – скорости дизель-поезда

Для однозначного распознавания подобного рода изображений в базовую архитектуру дискретной нейронной сети АРТ-1 вводят дополнительный *N*-слой управляющих нейронов (рис. 4.11) [162].

Аналогичным образом для однозначного распознавания входного изображения, находящегося на границе двух соседних изображений, хранящихся в памяти нейронной сети АРТ-2Д, можно ввести дополнительный *N*-слой управляющих нейронов (рис. 4.12).

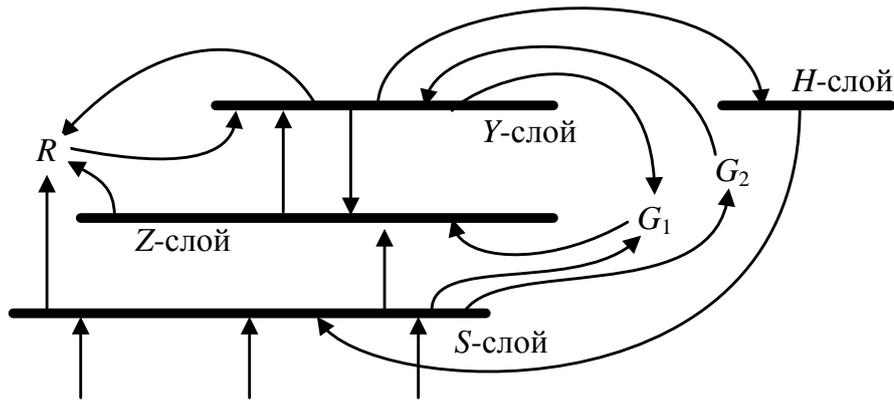


Рис. 4.11. Архитектура нейронной сети ART-1 с дополнительным  $H$ -слоем

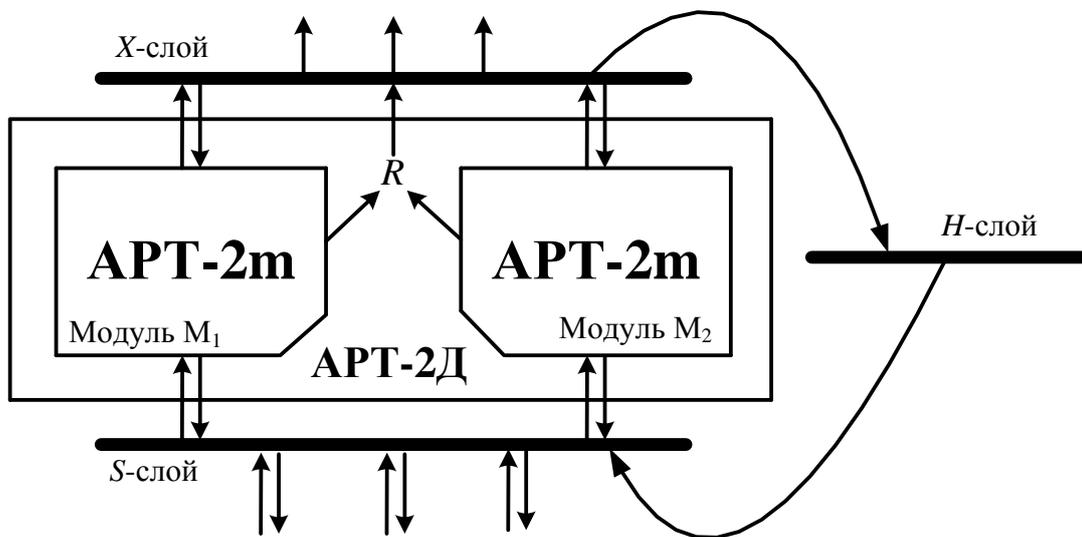


Рис. 4.12. Архитектура нейронной сети с дополнительным  $H$ -слоем

Нейроны  $H$ -слоя имеют структуру цепи и предназначены для блокирования входных нейронов  $S$ -слоя по следующему алгоритму: в случае, когда входное изображение не резонирует ни с одним из известных изображений, то есть в  $Y_1$ -слое все нейроны заторможены, активизируется первый нейрон  $H$ -слоя, блокирующий часть поля входных нейронов слоя  $S$  (см. рис. 4.13, график 4), которые содержат информацию о начальном участке идентифицируемых процессов. Если и после блокирования первой части входных нейронов распознать входное изображение не удастся, то активизируется следующий нейрон слоя  $H$  и блокируется дополнительная часть входных нейронов. Цикл активизации дополнительных управляющих нейронов  $H$ -слоя продолжается до тех пор, пока либо не появится активный нейрон в  $X$ -слое, то есть динамический процесс будет распознан по какой-то его последней части, либо будет заблокирована максимально допустимая часть входных нейронов. Блокирование части поля входных нейронов дает возможность не использовать начальные точки переходного процесса, т.е. устраняется отрицательное воздействие

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

накопленной предыстории, когда наблюдались колебания между областями (см. рис. 4.13, области 2 и 3), и определение режима работы производится только по текущему состоянию системы.

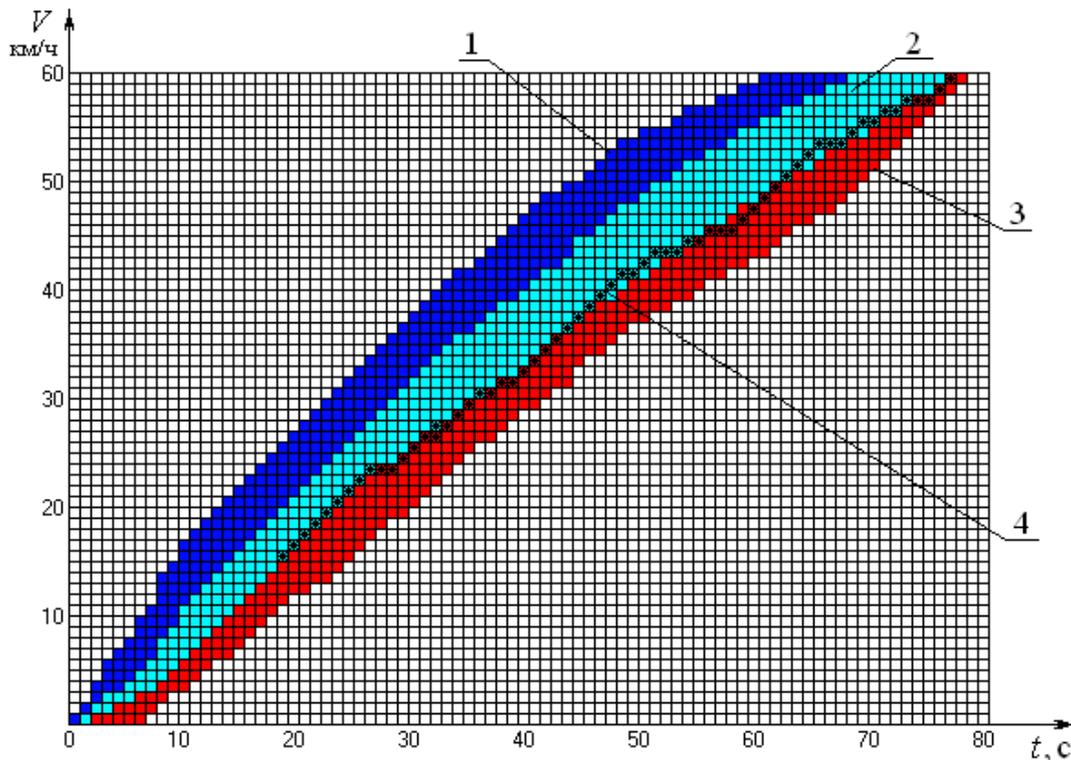


Рис. 4.13. Изображения полей траекторий, хранящихся в памяти нейронной сети АРТ, и текущего изменения скорости движения  $V$  состава

Таким образом, разработана архитектура и алгоритмы функционирования новой непрерывной искусственной нейронной сети АРТ-2Д, осуществляющей компактное хранение входной информации в виде специального объединения нормированных обучающих изображений, которое хранит информацию по всем признакам обучающих изображений. Это позволяет уменьшить число необходимых распознающих нейронов сети на 2–3 порядка по сравнению с нейронными сетями АРТ-2, хранящими информацию в виде пересечения нормированных обучающих изображений и разработать более быстродействующие системы распознавания и классификации. Кроме того, для распознавания процессов, протекающих на границе двух или большего числа различных классов изображений, которые не могут быть однозначно отнесены ни к одному из имеющихся в памяти нейронной сети классов изображений, разработана непрерывная нейронная сеть АРТ-2Д с дополнительным  $H$ -слоем управляющих элементов, которая позволяет устранять отрицательное воздействие накопленной предыстории и осуществлять автоматическое распознавание процессов только по текущему состоянию системы, что невозможно выполнить с помощью ни одной из известных непрерывных нейронных сетей.

##### **4.5. Архитектура и алгоритмы функционирования аналоговой ДАП на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д**

Положительные свойства новой архитектуры и особенности функционирования разработанной искусственной непрерывной нейронной сети АРТ-2Д открыли возможности разработки на ее основе новых нейросетевых структур ДАП [164 – 167], которые можно использовать в качестве БЗ СППРМ. Новые ДАП, с одной стороны, сохраняют возможности работы с ассоциативными изображениями, а с другой стороны, добавляют новые возможности: одновременное восстановление из памяти сети по входной информации пар ассоциативных друг другу и входным данным изображений, т.е. возможности одновременного получения на выходе нейронной сети полей траекторий движения состава и соответствующих им полей стратегий переключения во времени позиций КМ по выбранному машинистом номеру перегона, а также дообучения в процессе эксплуатации и стабильное хранение запомненной ранее информации.

Новая аналоговая двунаправленная ассоциативная память (рис. 4.14), построенная на основе непрерывных искусственных нейронных сетей АРТ-2Д, может работать в трех основных режимах: режим № 1 – обучение нейронной сети ДАП; режим № 2 – распознавание входных изображений и определение им ассоциативных изображений из памяти нейронной сети ДАП; режим № 3 – по входным данным одновременное восстановление из памяти нейронной сети ДАП пары ассоциативных друг другу изображений.

Режим № 1 используется для обучения двунаправленной ассоциативной памяти парам ассоциативных друг другу изображений, которые представляют собой поля траекторий движения дизель-поезда (возможные варианты изменения скорости движения подвижного состава) и стратегии переключения во времени позиций контроллера машиниста для соответствующего режима движения подвижного состава по каждому железнодорожному перегону маршрута.

Режим № 2 используется для распознавания входного изображения и восстановления из памяти нейронной сети ДАП ассоциативного ему вектора (изображения). Данный режим может использоваться машинистом для восстановления из памяти сети по заданному закону переключения КМ поля траекторий скорости движения дизель-поезда или может использоваться для восстановления из памяти нейронной сети закона переключения КМ по заданной траектории изменения во времени скорости движения подвижного состава.

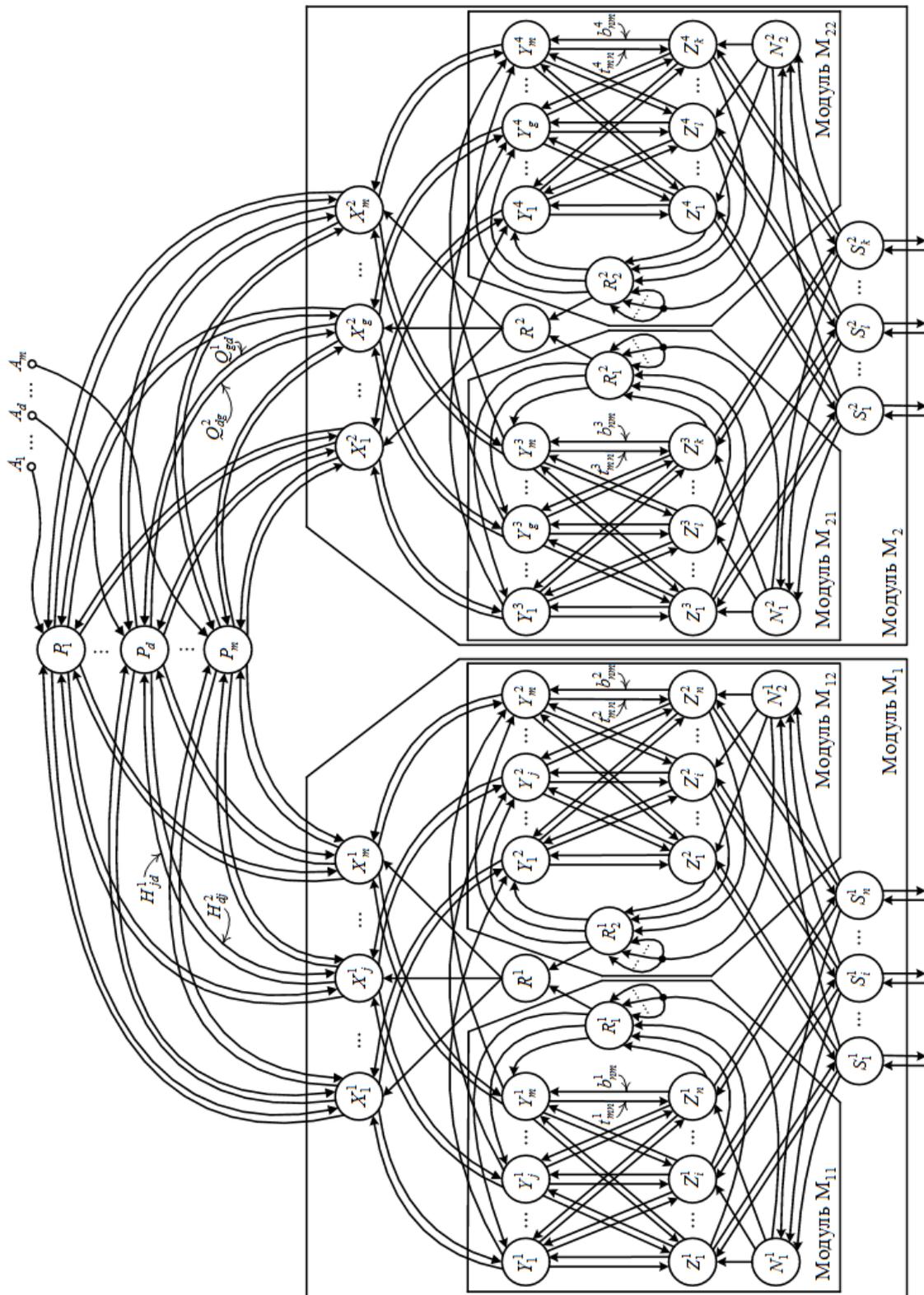


Рис. 4.14. Схема непрерывной ДАП, построенной на основе нейронных сетей АРТ-2Д

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Режим № 3 используется для одновременного восстановления из памяти нейронной сети ДАП по входным данным, которые задаются машинистом дизель-поезда, пары ассоциативных друг другу изображений. Режим используется при ведении подвижного состава и предназначен для восстановления из памяти сети, по выбранному машинистом номеру перегона и режиму работы подвижного состава, поля траекторий движения дизель-поезда и закона переключения КМ.

Новая ДАП (рис. 4.14) состоит из двух параллельно работающих модулей  $M_1$ ,  $M_2$ , каждый из которых представляет собой непрерывную нейронную сеть АРТ-2Д [164 – 166]. В состав модулей  $M_1$  и  $M_2$  входят сенсорные слои элементов, соответственно  $S_i^1$  и  $S_i^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ), которые могут принимать пары ассоциативных входных изображений  $(S_1^1, S_1^2), (S_2^1, S_2^2), \dots, (S_q^1, S_q^2)$ . Элементы сенсорных  $S$ -слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$  передают входные изображения интерфейсным нейронам  $Z_i^1, Z_i^2$  и  $Z_i^3, Z_i^4$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети. Элементы интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  и  $Z_i^3, Z_i^4$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) связаны с элементами распознающих слоев  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3, Y_g^4$  ( $j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ) соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети. Соединение между элементами интерфейсных и распознающих слоев осуществляется взвешенными связями с весовыми коэффициентами  $b_{ij}^1, b_{ij}^2, b_{lg}^3, b_{lg}^4, t_{ji}^1, t_{ji}^2, t_{gl}^3, t_{gl}^4$  ( $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k; g = 1, \dots, m$ ) соответственно для подмодулей  $M_{11}, M_{12}, M_{21}, M_{22}$  нейронной сети. В подмодулях  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  слои  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3, Y_g^4$  ( $j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ) являются слоями соревнующихся нейронов, в которых каждый элемент может находиться в одном из трех состояний: активном, неактивном, заторможенном. В результате распознавания входных изображений в каждом подмодуле нейронной сети остается активным только один нейрон распознающего слоя  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3, Y_g^4$  в соответствующих им слоях  $Y^1, Y^2$  и  $Y^3, Y^4$  подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  сети. На решающих нейронах  $R_1^1, R_2^1$  и  $R_1^2, R_2^2$  определяются параметры сходства  $p_1^1, p_2^1$  и  $p_1^2, p_2^2$  соответственно для подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети, а с помощью нейронов  $R^1$  и  $R^2$ , которые входят в состав модулей  $M_1$  и  $M_2$ , определяются общие параметры сходства  $p^1$  и  $p^2$ .

Двунаправленная ассоциативная память, построенная на нейронных сетях АРТ-2Д, ориентирована на работу с непрерывными входными изображениями, поэтому все веса связей  $b_{ij}^1, b_{ij}^2, b_{lg}^3, b_{lg}^4, t_{ji}^1, t_{ji}^2, t_{gl}^3, t_{gl}^4$

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

( $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k; g = 1, \dots, m$ ) подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети являются непрерывными.

Архитектуру сети, кроме модулей  $M_1$  и  $M_2$  на основе нейронных сетей АРТ - 2Д, определяет слой промежуточных нейронов  $P_d$  ( $d = 1, \dots, m$ ), который связывает модули  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. На этапе обучения (режим № 1) модули  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети будут запоминать пары ассоциативных изображений. При этом наряду с установлением значений весов связей внутри каждого из модулей, будут устанавливаться и матрицы весовых коэффициентов промежуточного слоя нейронов  $P_d$  ( $d = 1, \dots, m$ ), который связывает модули  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. На основе этих весовых коэффициентов будет осуществляться ассоциативная связь между запомненными изображениями двух модулей. Процесс обучения (режим № 1) новой нейронной сети ДАП считается законченным, когда по окончании очередной эпохи обучения отсутствуют изменения весовых коэффициентов:  $b_{ij}^1, b_{ij}^2, b_{lg}^3, b_{lg}^4$  ( $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k; g = 1, \dots, m$ ) и  $t_{ji}^1, t_{ji}^2, t_{gl}^3, t_{gl}^4$  ( $j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; g = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$ ), соответственно весов связей от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя и весов связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя, модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. Матрицы весов связей между элементами распознающих слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети и элементами промежуточного слоя на условии останова обучения не влияют.

В режиме № 2  $n$ - или  $k$ -мерные входные вектора могут подаваться соответственно на входы  $S_i^1$  или  $S_l^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) элементов, соответственно модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. Нейрон-победитель  $X_j^1$  или  $X_G^2$  модуля  $M_1$  или  $M_2$ , активизируется сигналами от пары нейронов распознающих слоев, соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  или  $M_{21}, M_{22}$ . Нейрон-победитель  $X_j^1$  модуля  $M_1$  определяется сигналами нейронов-победителей  $Y_j^1$  и  $Y_j^2$  распознающих слоев  $Y_j^1, Y_j^2$  ( $j = 1, \dots, m$ ) соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$ . Аналогичным образом может определяться и нейрон-победитель  $X_G^2$  для модуля  $M_2$  нейронной сети, соответствующими сигналами нейронов-победителей  $Y_G^3$  и  $Y_G^4$  распознающих слоев  $Y_g^3, Y_g^4$  ( $g = 1, \dots, m$ ), соответственно подмодулей  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети. Нейроны-победители  $Y_j^1$  и  $Y_G^3$ , выбираются в результате соревнования нейронов распознающих слоев  $Y_j^1$  и  $Y_g^3$  ( $j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ) подмодулей  $M_{11}$  и  $M_{21}$  нейронной сети. Нейроны-победители  $Y_j^2$  и  $Y_G^4$  подмодулей  $M_{12}$  и  $M_{22}$ , определяются не в результате

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

соревнования нейронов распознающих слоев  $Y_j^2$  и  $Y_g^4$  ( $j=1, \dots, m$ ;  $g=1, \dots, m$ ) подмодулей  $M_{12}$  и  $M_{22}$ , а сигналами с соответствующих нейронов-победителей  $Y_j^1$  и  $Y_G^3$  подмодулей  $M_{11}$  и  $M_{21}$ , после их проверки по величине параметров сходства  $p_1^1$  и  $p_1^2$ . В связи с этим введены связи между парами  $Y$ -нейронов  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3, Y_g^4$  ( $j=1, \dots, m$ ;  $g=1, \dots, m$ ) модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. Выделенные таким образом нейроны  $Y_j^2$  и  $Y_G^4$  подмодулей  $M_{12}$  и  $M_{22}$  также проверяются по величинам параметров сходства  $p_2^1$  и  $p_2^2$ . Если нейроны  $Y_j^2$  и  $Y_G^4$  выдерживают эту проверку и выдерживают последующую проверку по величине параметра сходства и пары нейронов  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$ , для модулей  $M_1$  и  $M_2$ , то на выходе распознающего нейрона  $X_j^1$  или  $X_G^2$  модулей  $M_1$  или  $M_2$  появляется единичный сигнал, свидетельствующий о распознавании входного изображения. Если нейроны  $Y_j^2$  и  $Y_G^4$  или пары элементов  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$ , модулей  $M_1$  и  $M_2$ , не выдерживают проверку по величинам параметров сходства, то нейроны  $Y_j^1$  и  $Y_G^3$ , подмодулей  $M_{11}$  и  $M_{21}$ , затормаживаются ( $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$ ;  $U_{\text{вых}Y_G^3} = -1$ ), а нейроны  $Y_j^2$  и  $Y_G^4$ , подмодулей  $M_{12}$  и  $M_{22}$ , переводятся в неактивное состояние ( $U_{\text{вых}Y_j^2} = 0$ ;  $U_{\text{вых}Y_G^4} = 0$ ).

После выбора нейрона-победителя  $X_j^1$  или  $X_G^2$  одного из модулей  $M_1$  или  $M_2$ , устанавливается нейрон-победитель другого модуля нейронной сети. Он определяется не в результате соревнования нейронов распознающего слоя, а активизируется нейроном-победителем первого модуля, через связи элементов  $P$ -слоя. Этот нейрон-победитель с помощью нисходящих связей, восстановит в интерфейсном слое  $Z$ -элементов хранящееся в его памяти изображение. Восстановленное изображение повторится на слое  $S$ -элементов и поступит на выходы модуля. Таким образом, произойдет выбор изображения, ассоциативного входному изображению, подаваемому на вход другого модуля нейронной сети.

Новая ДАП, построенная на основе разработанных непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д, функционирует согласно трем алгоритмам: алгоритму обучения, соответствующего режиму № 1 и двум алгоритмам распознавания, соответствующих режиму № 2 и режиму № 3 работы сети.

В алгоритмах приняты следующие обозначения:

$m$  – максимальное число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

$n$  и  $k$  – число компонент во входном векторе (изображении) соответственно для модуля  $M_1$  и  $M_2$ ;

$p^1$  и  $p^2$  – параметры сходства модулей  $M_1$  и  $M_2$ ;

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$q$  – число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

$p_1^1, p_2^1$  и  $p_1^2, p_2^2$  – параметры сходства между входным вектором и векторами, хранящимися в весах связей победивших нейронов, соответственно  $Y_j^1, Y_j^2$  или  $Y_G^3, Y_G^4$  подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  или  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети; диапазон допустимых значений параметров сходства:  $0 < p_1^1, p_2^1 \leq 1; 0 < p_1^2, p_2^2 \leq 1;$

$b_{ij}^1, b_{ij}^2$  и  $b_{lg}^3, b_{lg}^4$  ( $i = 1, \dots, n; j, g = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$ ) – веса связей от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя, соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$ ; рекомендуемое начальное значение при обучении:  $b_{ij}^1 = b_{ij}^2 = b_{lg}^3 = b_{lg}^4 = 1$  ( $i = 1, \dots, n; j, g = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$ );

$t_{ji}^1, t_{ji}^2$  и  $t_{gl}^3, t_{gl}^4$  ( $j, g = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) – веса связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя, соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$ ; рекомендуемое начальное значение при обучении:  $t_{ji}^1 = t_{ji}^2 = t_{gl}^3 = t_{gl}^4 = 1$  ( $j, g = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ );

$U_{\text{вых}S_i^1}, U_{\text{вых}S_l^2}$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) – выходные сигналы элементов  $S$ -слоя, соответственно модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети;

$U_{\text{вх}Z_i^p}, U_{\text{вых}Z_i^p}$  и  $U_{\text{вх}Z_l^q}, U_{\text{вых}Z_l^q}$  ( $p = 1, 2; i = 1, \dots, n; q = 3, 4; l = 1, \dots, k$ ) – входные и выходные сигналы элементов интерфейсного слоя, соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети;

$U_{\text{вых}Y_j^1}, U_{\text{вых}Y_j^2}$  и  $U_{\text{вых}Y_g^3}, U_{\text{вых}Y_g^4}$  ( $j, g = 1, \dots, m$ ) – выходные сигналы распознающих элементов, соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети;

$U_{\text{вых}X_j^1}, U_{\text{вых}X_g^2}$  ( $j, g = 1, \dots, m$ ) – выходные сигналы распознающих элементов, соответственно модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети;

$(S_1^{u1}, S_1^{u2}), (S_2^{u1}, S_2^{u2}), \dots, (S_q^{u1}, S_q^{u2})$  – пары ассоциативных изображений, принадлежащих обучающему множеству  $M^u = \{M_1^u, M_2^u, \dots, M_L^u\}$ , входных изображений, относящихся к  $L$  образам (динамическим режимам),  $L \ll q$ ;

$S_r^{u1} = (s_{r1}^1, \dots, s_{rm}^1), S_r^{u2} = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2), r = 1, \dots, q$  – бинарные входные вектора  $r$ -й пары ассоциативных изображений, соответственно для модулей  $M_1$  и  $M_2$ ;

$\|Y\|$  – норма вектора  $Y$ ;

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$P_d$  ( $d = 1, \dots, m$ ) – нейроны промежуточного слоя, которые связывают модули  $M_1$  и  $M_2$  ассоциативной нейронной сети;

$I_{k \min}^l(t_i), I_{k \max}^l(t_i)$  ( $l = 1, \dots, L; k = 1, \dots, K; t_i = 0, 1, 2, \dots$ ) – соответственно минимальное и максимальное значение переменной  $I_k(t_i)$  в  $l$ -м ( $l = 1, \dots, L$ ) режиме функционирования объекта в учитываемом множестве  $\{I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)\}$  обучающих процессов в момент времени  $t_i$ ;

$K$  – число процессов в распознаваемом динамическом режиме;

$H_{jd}^1$  и  $Q_{dg}^2$  ( $j, d, g = 1, \dots, m$ ) – веса связей от соответственно элементов распознающего слоя модуля  $M_1$  к элементам промежуточного  $P$ -слоя и от элементов промежуточного  $P$ -слоя к элементам распознающего слоя модуля  $M_2$  нейронной сети;

$Q_{gd}^1$  и  $H_{dj}^2$  ( $g, d, j = 1, \dots, m$ ) – веса связей от соответственно элементов распознающего слоя модуля  $M_2$  к элементам промежуточного  $P$ -слоя и от элементов промежуточного  $P$ -слоя к элементам распознающего слоя модуля  $M_1$  нейронной сети.

#### **Алгоритм обучения новой нейронной сети ДАП, построенной на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д**

Алгоритм обучения ДАП (рис. 4.14) на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д, предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры сходства и все веса связей ассоциативной нейронной сети.

*Шаг 2.* Задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети.

*Шаг 3.* Для каждого обучающего множества  $M_l^u$  ( $l = 1, \dots, L$ ) входных изображений, относящихся к одному режиму функционирования объекта, выполняются шаги 4 – 22.

*Шаг 4.* Для каждого множества  $M_l^u$  ( $l = 1, \dots, L$ ) входных изображений, относящихся к одному режиму функционирования объекта, определяется множество верхних  $I_{k \max}^r(t_i)$  и нижних  $I_{k \min}^r(t_i)$  огибающих для каждого из  $K$  процессов. Для модуля  $M_1$ :

$$I_{k \max}^{M_1 l} = \max(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), l = 1, \dots, L; k = 1, \dots, K;$$

$$t_i = 0, 1, 2, \dots, n-1;$$

$$I_{k \min}^{M_1 l} = \min(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), l = 1, \dots, L; k = 1, \dots, K;$$

$$t_i = 0, 1, 2, \dots, n-1.$$

Для модуля  $M_2$ :

$$I_{k \max}^{M_2^l} = \max(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), \quad l = 1, \dots, L; \quad k = 1, \dots, K;$$

$$t_i = 0, 1, 2, \dots, k-1;$$

$$I_{k \min}^{M_2^l} = \min(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), \quad l = 1, \dots, L; \quad k = 1, \dots, K;$$

$$t_i = 0, 1, 2, \dots, k-1.$$

Полученными огибающими активизируются нейроны сенсорных слоев  $S_i^1$  и  $S_i^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ), соответственно модулей  $M_1$  и  $M_2$ :

$$U_{\text{вых}S_{ri}^1} = S_{ri}^{u1}; \quad U_{\text{вых}S_{ri}^2} = S_{ri}^{u2}, \quad r = 1, \dots, q; \quad i = 1, \dots, n; \quad l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 5.* Для каждой из огибающих выполняются шаги алгоритма 6 – 17.

*Шаг 6.* Аналогичным образом, как и в алгоритме обучения нейронной сети АРТ-2Д, формируются входные сигналы  $U_{\text{вх}Z_i^p}$ ,  $U_{\text{вх}Z_i^q}$  ( $p = 1, 2; q = 3, 4; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) элементов интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  и  $Z_i^3, Z_i^4$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети.

*Шаг 7.* Формируются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  и  $Z_i^3, Z_i^4$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  ассоциативной нейронной сети:  $U_{\text{вых}Z_i^p} = U_{\text{вх}Z_i^p}; U_{\text{вых}Z_i^q} = U_{\text{вх}Z_i^q}; p = 1, 2; i = 1, \dots, n; q = 3, 4; l = 1, \dots, k.$

*Шаг 8.* Для всех незаторможенных распознающих  $Y$ -нейронов подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети, рассчитываются их

выходные сигналы:  $U_{\text{вых}Y_j^v} = \sum_{i=1}^n b_{ij}^v U_{\text{вых}Z_i^v}$ , если  $U_{\text{вых}Y_j^v} \neq -1$ , ( $v = 1, 2;$

$j = 1, \dots, m$ );  $U_{\text{вых}Y_g^r} = \sum_{l=1}^k b_{lg}^r U_{\text{вых}Z_l^r}$ , если  $U_{\text{вых}Y_g^r} \neq -1$ , ( $r = 3, 4; g = 1, \dots, m$ ).

*Шаг 9.* Пока не найдены нейроны-победители распознающих слоев  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3, Y_g^4$  ( $j, g = 1, \dots, m$ ), соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$ , весовые векторы которых в соответствии с заданными значениями параметров сходства  $p_1^1, p_2^1$  и  $p_1^2, p_2^2$  соответствуют нижним и верхним огибающим входных векторов  $S_r^1$  и  $S_r^2$ , выполняются шаги 10 – 17 (для обоих модулей  $M_1$  и  $M_2$  или для одного из них).

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

*Шаг 10.* В  $Y$ -слоях подмодулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_{21}$ ,  $M_{22}$  определяются нейроны соответственно  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$ , удовлетворяющие условиям:  $U_{\text{вых}Y_j^k} \geq U_{\text{вых}Y_j^k}, k = 1, 2; j = 1, \dots, m; U_{\text{вых}Y_G^l} \geq U_{\text{вых}Y_G^l}, l = 3, 4; g = 1, \dots, m$ .

Если элементов  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$  в  $Y$ -слоях подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  несколько, то выбираются элементы с наименьшими индексами. Если найденный нейрон-победитель является заторможенным, то входное изображение для данного модуля не может быть запомнено.

*Шаг 11.* Выходным сигналам нейронов-победителей  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$  присваиваются единичные значения:  $U_{\text{вых}Y_j^1} = U_{\text{вых}Y_j^2} = U_{\text{вых}Y_G^3} = U_{\text{вых}Y_G^4} = 1$ , а все остальные незаторможенные нейроны распознающих слоев подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{вых}Y_j^1} = U_{\text{вых}Y_j^2} = U_{\text{вых}Y_G^3} = U_{\text{вых}Y_G^4} = 0, j, g = 1, \dots, m, j \neq J, g \neq G$ .

*Шаг 12.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  ( $i = 1, \dots, n$ ) и  $Z_l^3, Z_l^4$  ( $l = 1, \dots, k$ ) соответственно подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети:  $U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вых}Y_j^1} t_{ji}^1$ ,  $U_{\text{вых}Z_i^2} = U_{\text{вых}Y_j^2} t_{ji}^2, i = 1, \dots, n; U_{\text{вых}Z_l^3} = U_{\text{вых}Y_G^3} t_{Gl}^3, U_{\text{вых}Z_l^4} = U_{\text{вых}Y_G^4} t_{Gl}^4, l = 1, \dots, k$ .

*Шаг 13.* Определяются параметры сходства  $p_1^1, p_2^1$  и  $p_1^2, p_2^2$ , соответственно для подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети:

$$p_1^1 = \frac{\|P_1^l(k, t_i)\|}{K(T+1)}, \quad p_2^1 = \frac{\|P_2^l(k, t_i)\|}{K(T+1)},$$

где  $P_1^l(k, t_i)$  и  $P_2^l(k, t_i)$  – функции, соответствующие  $l$ -му динамическому режиму, распознаваемому по соответственно минимальным  $I_{k \min}^l(t_i)$  и максимальным  $I_{k \max}^l(t_i)$  значениям;

$$P_1^l(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k \min}^l(t_i) \leq I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, n-1, \\ 0, & \text{если } I_{k \min}^l(t_i) > I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, n-1, \end{cases}$$

$$P_2^l(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k \max}^l(t_i) \geq I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, n-1, \\ 0, & \text{если } I_{k \max}^l(t_i) < I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, n-1, \end{cases}$$

$\|P_1^l(k, t_i)\|$  и  $\|P_2^l(k, t_i)\|$  – нормы функций  $P_1^l(k, t_i)$  и  $P_2^l(k, t_i)$ , определяемые соотношениями:

$$\|P_1^l(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_1^l(k, t_i), \quad T = n-1;$$

$$\|P_2^l(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_2^l(k, t_i), \quad T = n-1;$$

$K$  – число процессов в распознаваемых режимах функционирования объекта.

Параметры сходства  $p_1^2$  и  $p_2^2$  для модуля  $M_2$  сети определяются аналогичным образом.

*Шаг 14.* Проверяется по вычисленным параметрам сходства  $p_j^1, p_2^1$  и  $p_1^2, p_2^2$  правильность выбора нейронов-победителей  $Y_J^1, Y_J^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$ . Если  $p_1^1 < p^1$ , то условие не выполняется, элемент  $Y_J^1$  затормаживается:  $U_{\text{вых}Y_J^1} = -1$ ; осуществляется переход к шагу 10 алгоритма. Если  $p_1^1 \geq p^1$ , то условие, подтверждающее правильность выбора нейрона-победителя  $Y_J^1$  подмодуля  $M_{11}$ , выполняется и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма. Аналогичным образом проводится проверка правильности выбора нейронов-победителей  $Y_J^2, Y_G^3, Y_G^4$  в соответствующих им слоях  $Y_j^2, Y_g^3, Y_g^4$  ( $j, g = 1, \dots, m$ ) подмодулей  $M_{12}, M_{21}, M_{22}$  нейронной сети.

*Шаг 15.* Производится проверка правильности выбора нейронов-победителей по общим параметрам сходства  $p^1$  и  $p^2$  соответственно для модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. Если  $p^1 \leq p_1^1 + p_2^1 - 1$  и  $p^2 \leq p_1^2 + p_2^2 - 1$ , то подтверждается правильность выбора нейронов-победителей  $Y_J^1, Y_J^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$  соответственно для подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма. Если условие не выполняется, то осуществляется переход к шагу 10 алгоритма.

*Шаг 16.* Адаптируются веса связей элементов  $Y_J^1, Y_J^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$ , соответственно для подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети:

$$b_{iJ}^1 = U_{\text{вх}Z_i^1}, \quad t_{Ji}^1 = U_{\text{вх}Z_i^1}, \quad b_{iJ}^2 = U_{\text{вх}Z_i^2}, \quad t_{Ji}^2 = U_{\text{вх}Z_i^2}, \quad i = 1, \dots, n;$$

$$b_{lG}^3 = U_{\text{вх}Z_l^3}, \quad t_{Gl}^3 = U_{\text{вх}Z_l^3}, \quad b_{lG}^4 = U_{\text{вх}Z_l^4}, \quad t_{Gl}^4 = U_{\text{вх}Z_l^4}, \quad l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 17.* Пары нейронов-победителей  $Y_J^1, Y_J^2$  и  $Y_G^3, Y_G^4$  активизируют соответствующие им элементы распознающих слоев  $X$  модулей  $M_1$  и  $M_2$ .

*Шаг 18.* Проверяется условие окончания обучения модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети, если оно не выполняется, то продолжается обучение

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

одного или обоих модулей сети, в противном случае осуществляется переход на следующий шаг алгоритма с целью определения весов связей нейронов  $P$ -слоя.

*Шаг 19.* Для каждой пары входных изображений  $(S_r^{u1}, S_r^{u2})$ ,  $r = 1, \dots, q$  выполняются шаги 20 – 22.

*Шаг 20.* Входными изображениями  $S_r^{u1}$  и  $S_r^{u2}$  ( $r = 1, \dots, q$ ), подаваемыми соответственно на входы модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети, определяются нейроны-победители  $X_{Jr}^1$ ,  $X_{Gr}^2$  модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети.

*Шаг 21.* Определяются веса связей между нейроном-победителем  $X_{Jr}^1$  модуля  $M_1$  и элементами  $P$ -слоя:  $H_{Jr, Jr}^1 = H_{Jr, Jr}^2 = 1$ ;  $H_{Jr, d}^1 = H_{j, Jr}^2 = 0$ ,  $d, j = 1, \dots, m$ ;  $d \neq Jr$ ;  $j \neq Jr$ .

*Шаг 22.* Определяются веса связей между нейроном-победителем  $X_{Gr}^2$  модуля  $M_2$  и элементами  $P$ -слоя:  $Q_{Jr, Gr}^2 = Q_{Gr, Jr}^1 = 1$ ;  $Q_{Gr, d}^1 = Q_{g, Gr}^2 = 0$ ,  $d, g = 1, \dots, m$ ;  $d \neq Jr$ ;  $g \neq Jr$ .

*Шаг 23.* Останов.

#### **Алгоритм работы ДАП на основе нейронных сетей АРТ-2Д в режиме распознавания входных изображений и определения им ассоциативных изображений**

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры сходства нейронной сети и все её веса связей, задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов сети.

*Шаг 2.* На вход любого из модулей сети подается входное изображение. Допустим, что входное изображение  $S_r^1$  подается на вход модуля  $M_1$  нейронной сети. Тогда аналогичным образом, как и в алгоритме обучения, определяется нейрон-победитель  $X_{Jr}^1$  модуля  $M_1$  нейронной сети.

*Шаг 3.* Определяется нейрон-победитель  $X_{Gr}^2$  модуля  $M_2$  нейронной сети. Он выделяется не в результате соревнования между распознающими элементами модуля  $M_2$ , а единичным сигналом элемента  $P_{Jr}$ , который, в свою очередь, в активное состояние переводится нейроном-победителем  $X_{Jr}^1$ :  $U_{\text{вых}X_{Gr}^2} = 1$ , а все остальные нейроны распознающего слоя модуля  $M_2$  нейронной сети переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{вых}X_g^2} = 0$ ,  $g = 1, \dots, m$ ,  $g \neq Gr$ .

*Шаг 4.* Единичным выходным сигналом с нейрона-победителя  $X_{Gr}^2$  модуля  $M_2$  в активное состояние переводятся нейроны-победители

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$Y_{Gr}^3$  и  $Y_{Gr}^4$  в соответствующих им слоях  $Y_g^3$  и  $Y_g^4$  ( $g=1, \dots, m$ ) подмодулей  $M_{21}$  и  $M_{22}$  нейронной сети. При этом выходным сигналам нейронов  $Y_{Gr}^3$  и  $Y_{Gr}^4$  подмодулей  $M_{21}$  и  $M_{22}$  нейронной сети присваивается единичное значение  $U_{\text{вых}Y_{Gr}^3} = 1$  и  $U_{\text{вых}Y_{Gr}^4} = 1$ , а все остальные нейроны распознающих  $Y$ -слоев подмодулей  $M_{21}$  и  $M_{22}$  переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{вых}Y_g^3} = 0$ ,  $U_{\text{вых}Y_g^4} = 0$ ,  $g=1, \dots, m$ ,  $g \neq Gr$ .

*Шаг 5.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев  $Z_l^3$  и  $Z_l^4$  ( $l=1, \dots, k$ ) подмодулей  $M_{21}$  и  $M_{22}$  нейронной сети:  $U_{\text{вых}Z_l^3} = t_{Gl}^3$ ,  $U_{\text{вых}Z_l^4} = t_{Gl}^4$ ,  $l=1, \dots, k$ .

*Шаг 6.* На основе выходных сигналов элементов интерфейсных слоев  $Z_l^3$  и  $Z_l^4$  ( $l=1, \dots, k$ ) подмодулей  $M_{21}$  и  $M_{22}$  нейронной сети формируются входные и выходные сигналы элементов входного слоя  $S_l^2$  ( $l=1, \dots, k$ ) модуля  $M_2$  нейронной сети. Полученное на выходе модуля  $M_2$  изображение  $S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$  является ассоциацией изображению  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rn}^1)$  ( $r=1, \dots, q$ ), которое подается на элементы входного слоя модуля  $M_1$ .

*Шаг 7.* Останов.

#### **Алгоритм работы ДАП на основе нейронных сетей АРТ-2Д в режиме одновременного восстановления из памяти сети пары ассоциативных друг другу изображений**

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры сходства нейронной сети и все её веса связей, задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов сети.

*Шаг 2.* На входы нейронов  $A$ -слоя подается бинарный вектор, соответствующий выбранному перегону  $r$  ( $r=1, 2, \dots, m$ ) и имеющий в своем коде только один единичный компонент:

$$U_{\text{вх}A_{Dr}} = U_{\text{вых}A_{Dr}} = 1; U_{\text{вх}A_j} = 0, j=1, \dots, m, j \neq Dr.$$

*Шаг 3.* Определяются нейроны-победители  $X_{Jr}^1$  и  $X_{Gr}^2$  соответственно модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети ДАП. Они выделяются не в результате соревнования между распознающими элементами модулей  $M_1$  и  $M_2$ , а единичным сигналом элемента  $P_{Dr}$ , который, в свою очередь, в активное состояние переводится единичным выходным сигналом нейрона  $A$ -слоя  $A_{Dr}$ :

$$U_{\text{вых}X_{J_r}^1} = 1, U_{\text{вых}X_j^1} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq Dr,$$

$$U_{\text{вых}X_{Gr}^2} = 1, U_{\text{вых}X_g^2} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq Dr.$$

Таким образом, выходным сигналам нейронов-победителей присваиваются единичные значения, а все остальные нейроны распознающих слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети ДАП переводятся в неактивное состояние.

*Шаг 4.* Единичными выходными сигналами с нейронов-победителей  $X_{J_r}^1$  и  $X_{Gr}^2$  модулей  $M_1$  и  $M_2$  в активное состояние переводятся нейроны-победители  $Y_{J_r}^1, Y_{J_r}^2$  и  $Y_{Gr}^3, Y_{Gr}^4$  в соответствующих им слоях  $Y_j^1, Y_j^2$  ( $j=1, \dots, m$ ) и  $Y_g^3, Y_g^4$  ( $g=1, \dots, m$ ) в соответственных подмодулях  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети ДАП. При этом выходным сигналам нейронов  $Y_{J_r}^1, Y_{J_r}^2$  и  $Y_{Gr}^3, Y_{Gr}^4$  в подмодулях  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети ДАП присваиваются единичные значения:  $U_{\text{вых}Y_{J_r}^1} = 1, U_{\text{вых}Y_{J_r}^2} = 1, U_{\text{вых}Y_{Gr}^3} = 1, U_{\text{вых}Y_{Gr}^4} = 1$ , а все остальные нейроны распознающих  $Y$ -слоев подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$ , переводятся в неактивное состояние:

$$U_{\text{вых}Y_j^1} = 0, U_{\text{вых}Y_j^2} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq J_r,$$

$$U_{\text{вых}Y_g^3} = 0, U_{\text{вых}Y_g^4} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq Gr.$$

*Шаг 5.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  ( $i=1, \dots, n$ ) и  $Z_l^3, Z_l^4$  ( $l=1, \dots, k$ ) подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети ДАП:

$$U_{\text{вых}Z_i^1} = t_{J_i}^1, U_{\text{вых}Z_i^2} = t_{J_i}^2, U_{\text{вых}Z_l^3} = t_{G_l}^3, U_{\text{вых}Z_l^4} = t_{G_l}^4, i = 1, \dots, n, l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 6.* На основе выходных сигналов элементов интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  ( $i=1, \dots, n$ ) и  $Z_l^3, Z_l^4$  ( $l=1, \dots, k$ ) подмодулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_{21}, M_{22}$  нейронной сети ДАП формируются входные и выходные сигналы элементов входных слоев  $S_i^1$  ( $i=1, \dots, n$ ) и  $S_l^2$  ( $l=1, \dots, k$ ) модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети ДАП. Полученные на выходах модулей  $M_1$  и  $M_2$  изображения  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rm}^1)$  и  $S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$  являются ассоциациями друг другу и соответствуют перегону  $r$  и входному бинарному вектору на  $A$ -слое нейронов.

*Шаг 7.* Останов.

#### 4.6. Архитектура и алгоритмы функционирования аналогово-дискретной ДАП на основе непрерывных и дискретных нейронных сетей АРТ

Положительные свойства базовой архитектуры нейронных сетей АРТ-1 и особенности функционирования разработанной искусственной непрерывной нейронной сети АРТ-2Д приводят к возможности разработки на их основе новой аналого-дискретной нейросетевой структуры ДАП, которую также можно использовать в качестве БЗ СППРМ.

Двунаправленная аналого-дискретная ассоциативная память, построенная на основе непрерывных и дискретных нейронных сетей АРТ, состоит из двух параллельно работающих модулей, один из которых представляет собой непрерывную нейронную сеть АРТ-2Д, а другой – дискретную нейронную сеть АРТ-1 (рис. 4.15). В состав модулей  $M_1$  и  $M_2$  входят сенсорные слои элементов соответственно  $S_i^1$  и  $S_i^2$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $l=1, \dots, k$ ), которые принимают пары ассоциативных входных изображений  $(S_1^1, S_1^2), (S_2^1, S_2^2), \dots, (S_q^1, S_q^2)$ . Элементы сенсорных  $S$ -слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$  передают входные изображения интерфейсным нейронам  $Z_i^1, Z_i^2$  и  $Z_i^3$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $l=1, \dots, k$ ), соответственно модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети. Наряду с установлением значений нейронов интерфейсных  $Z$ -слоев модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$ , идет также активизация управляющих  $G_1, G_2$  нейронов модуля  $M_2$ , решающих  $R^1$  и  $R^2$  нейронов модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. Элементы интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  и  $Z_i^3$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $l=1, \dots, k$ ) связаны с элементами распознающих слоев  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  ( $j=1, \dots, m$ ;  $g=1, \dots, m$ ), соответственно модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети.

Соединение между элементами интерфейсных и распознающих слоев осуществляется взвешенными связями с весовыми коэффициентами  $b_{ij}^1, b_{ij}^2, t_{ji}^1, t_{ji}^2$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $j=1, \dots, m$ ) и  $V_{lg}^1, V_{gl}^2$  ( $l=1, \dots, k$ ;  $g=1, \dots, m$ ) соответственно для модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети.

В модулях  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  слои  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  ( $j=1, \dots, m$ ;  $g=1, \dots, m$ ) являются слоями соревнующихся нейронов, в которых каждый элемент может находиться в одном из трех состояний: активном, неактивном, заторможенном. В результате распознавания входных изображений в каждом модуле нейронной сети остается активным только один нейрон распознающего слоя  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  в соответствующих им слоях  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  ( $j=1, \dots, m$ ;  $g=1, \dots, m$ ) модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети.

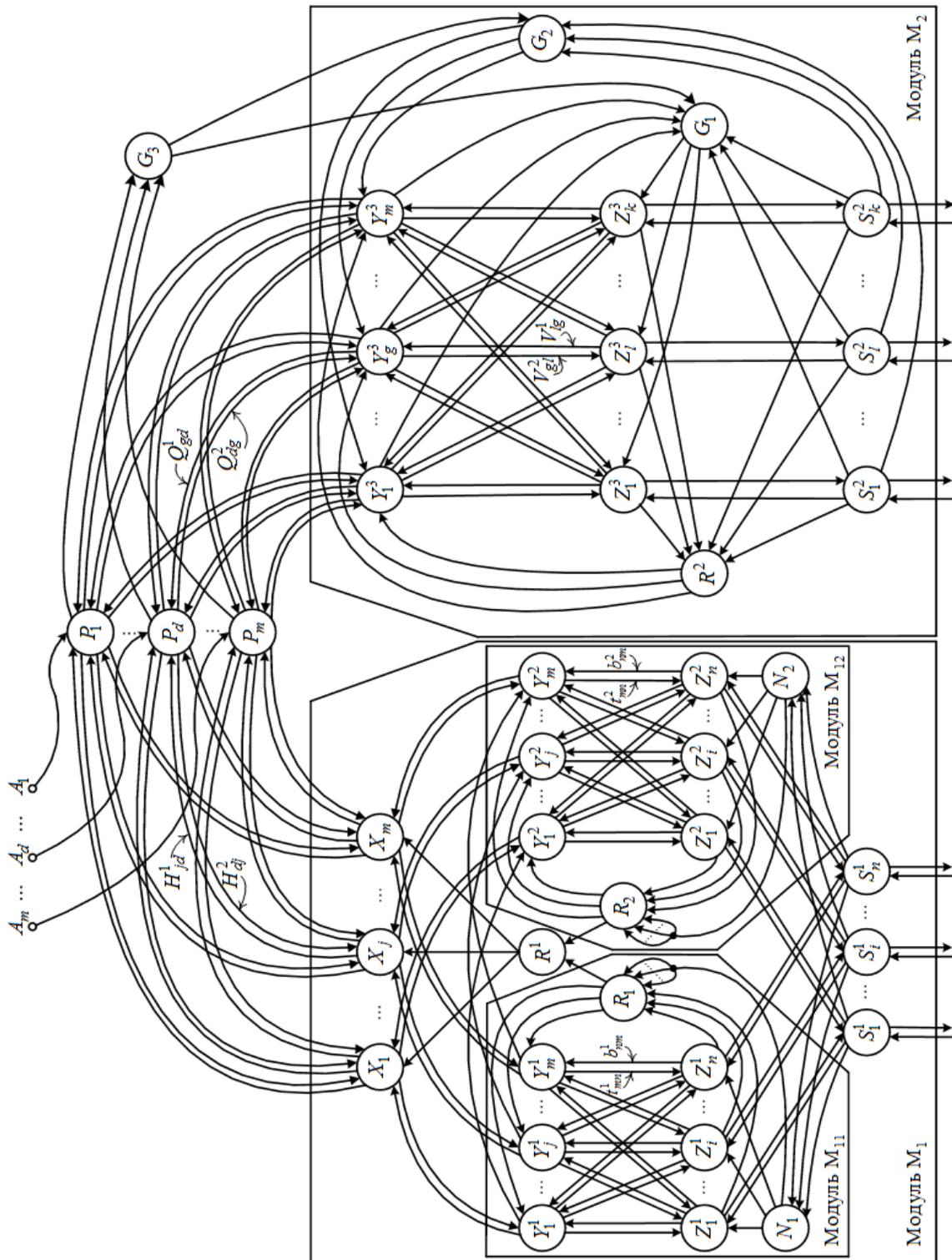


Рис. 4.15. Схема аналого-дискретной ДАН, построенной на основе нейронных сетей ART-2Д и ART-1

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

---

С помощью решающих нейронов  $R_1$ ,  $R_2$  и  $R^2$ , соответственно модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  определяются параметры сходства  $p_1^1$ ,  $p_2^1$  и  $p^2$ , соответственно для модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$ , а с помощью нейрона  $R^1$  модуля  $M_1$ , определяется общий параметр сходства  $p^1$  модуля  $M_1$  нейронной сети. Нейроном  $R^2$  могут затормаживаться нейроны  $Y$ -слоя модуля  $M_2$  в случае невыполнения условия соответствия по параметру сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей победившего нейрона  $Y_G^3$  модуля  $M_2$ .

Двунаправленная аналого-дискретная ассоциативная память, построенная на нейронных сетях АРТ-2Д и АРТ-1, ориентирована на работу как с непрерывными, так и с бинарными входными изображениями. В модуле  $M_1$  веса связей  $b_{ij}^1$ ,  $b_{ij}^2$ ,  $t_{ji}^1$ ,  $t_{ji}^2$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $j=1, \dots, m$ ) являются непрерывными, а в модуле  $M_2$  все веса связей нейронов являются бинарными за исключением весов связей между интерфейсными и распознающими нейронами. Связи от нейронов входного слоя  $S_l^2$  ( $l=1, \dots, k$ ) к управляющим нейронам  $G_1$ ,  $G_2$ , к решающему нейрону  $R^2$  и к интерфейсным нейронам  $Z_l^3$  ( $l=1, \dots, k$ ), а также от управляющих нейронов  $G_1$ ,  $G_2$  к слоям  $Z_l^3$ ,  $Y_g^3$  ( $l=1, \dots, k$ ;  $g=1, \dots, m$ ) модуля  $M_2$ , являются возбуждающими. Сигналы, которые передаются от интерфейсных  $Z_l^3$  ( $l=1, \dots, k$ ) нейронов к нейрону  $R^2$  и от распознающих  $Y_g^3$  ( $g=1, \dots, m$ ) нейронов к нейрону  $G_1$  модуля  $M_2$ , являются тормозящими. Каждый нейрон в интерфейсном и распознающем слоях модуля  $M_2$  имеет по три источника входных сигналов, поэтому выходной сигнал нейронов этих слоев определяется по "правилу два из трех", то есть для перевода нейрона в активное состояние требуется наличие на его входах возбуждающих сигналов минимум из двух различных источников.

Архитектуру сети, кроме модулей  $M_1$  и  $M_2$  на основе нейронных сетей АРТ-2Д и АРТ-1, определяет слой промежуточных нейронов  $P_d$  ( $d=1, \dots, m$ ), который связывает модули  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети, и дополнительный управляющий нейрон  $G_3$ . На этапе обучения модули  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети будут запоминать пары ассоциативных изображений. При этом наряду с установлением значений весов связей внутри каждого из модулей, будут определяться и матрицы весовых коэффициентов промежуточного слоя нейронов  $P_d$  ( $d=1, \dots, m$ ), который связывает модули  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети. На основе этих весовых коэффициентов будет осуществляться ассоциативная связь между запомненными изображениями двух модулей. Процесс обучения новой

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

нейронной сети считается законченным, когда по окончании очередной эпохи обучения отсутствуют изменения весов связей  $b_{ij}^1$ ,  $b_{ij}^2$ ,  $V_{lg}^1$  и  $t_{ji}^1$ ,  $t_{ji}^2$ ,  $V_{gl}^2$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $j=1, \dots, m$ ;  $l=1, \dots, k$ ;  $g=1, \dots, m$ ) от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя и весов связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети. Матрицы весов связей между элементами распознающих слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети и элементами промежуточного  $P$ -слоя на условие останова обучения модулей ДАП не влияют.

В режиме распознавания входных изображений и определения для них ассоциативных изображений  $n$ - или  $k$ -мерные входные векторы могут подаваться соответственно на входы  $S_i^1$  или  $S_l^2$  ( $i=1, \dots, n$ ;  $l=1, \dots, k$ ) элементов соответственно модулей  $M_1$  или  $M_2$  нейронной сети. При работе нейронной сети не предполагается подача изображений на оба поля входных элементов одновременно. Нейрон-победитель  $X_j$  модуля  $M_1$  определяется сигналами нейронов-победителей  $Y_j^1$  и  $Y_j^2$  распознающих слоев  $Y_j^1$ ,  $Y_j^2$  ( $j=1, \dots, m$ ) соответственно модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$ . В свою очередь, нейрон-победитель  $Y_j^1$ , выбирается в результате соревнования нейронов распознающего слоя  $Y_j^1$  ( $j=1, \dots, m$ ) модуля  $M_{11}$  нейронной сети. Нейрон-победитель  $Y_j^2$  модуля  $M_{12}$  выбирается не в результате соревнования нейронов распознающего слоя  $Y_j^2$  ( $j=1, \dots, m$ ) модуля  $M_{12}$ , а сигналом с соответствующего нейрона-победителя  $Y_j^1$  модуля  $M_{11}$ , после его проверки по величине параметра сходства  $p_1^1$ . В связи с этим введены связи между парами  $Y$ -нейронов  $Y_j^1$ ,  $Y_j^2$  ( $j=1, \dots, m$ ) в модуле  $M_1$  нейронной сети. Выделенный таким образом нейрон  $Y_j^2$  модуля  $M_{12}$  также проверяется по величине параметра сходства  $p_2^1$ . Если нейрон  $Y_j^2$  выдерживает эту проверку и выдерживает последующую проверку по величине параметра сходства и пара нейронов  $Y_j^1$ ,  $Y_j^2$  модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$ , то на выходе распознающего нейрона  $X_j$  модуля  $M_1$  появляется единичный сигнал, свидетельствующий о распознавании входного изображения. Если нейрон  $Y_j^2$  или пара элементов  $Y_j^1$ ,  $Y_j^2$  модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  не выдерживают проверку по величине параметра сходства, то нейрон  $Y_j^1$  модуля  $M_{11}$  затормаживается ( $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$ ), а нейрон  $Y_j^2$  модуля  $M_{12}$  переводится в неактивное состояние ( $U_{\text{вых}Y_j^2} = 0$ ). Нейрон-победитель  $Y_G^3$  модуля  $M_2$  определяется в результате соревнования

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

нейронов распознающего слоя  $Y_g^3$  ( $g=1, \dots, m$ ), при этом его вектор весовых коэффициентов, в соответствии с заданным значением параметра сходства, должен соответствовать входному изображению.

После выбора нейрона-победителя  $X_j$  или  $Y_G^3$  одного из модулей  $M_1$  или  $M_2$  осуществляется выбор нейрона-победителя другого модуля нейронной сети. Он определяется не в результате соревнования нейронов распознающего слоя, а нейроном-победителем первого модуля. Если нейроном-победителем является нейрон модуля  $M_1$ , то нейрон-победитель  $Y_G^3$  модуля  $M_2$  активизируется нейроном-победителем первого модуля через связи элементов  $P$ -слоя. Этот нейрон-победитель с помощью нисходящих связей и управляющего нейрона  $G_1$ , переведенного в активное состояние нейроном  $G_3$ , восстановит в интерфейсном слое  $Z$ -элементов хранящееся в его памяти изображение. Восстановленное изображение повторится на слое  $S$ -элементов и поступит на выходы модуля. Таким образом, произойдет выбор изображения, ассоциативного входному изображению, подаваемому на вход другого модуля нейронной сети (в нашем примере – на вход модуля  $M_1$ ).

Двунаправленная аналого-дискретная ассоциативная память, на основе нейронных сетей АРТ-2Д и АРТ-1, функционирует согласно двум алгоритмам: обучения и распознавания.

В алгоритмах приняты следующие обозначения:

$m$  – максимальное число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

$n$  и  $k$  – число компонент во входном векторе (изображении) соответственно для модулей  $M_1$  и  $M_2$ ;

$p^1$  – параметр сходства модуля  $M_1$ ;

$p_1^1, p_2^1$  и  $p^2$  – параметры сходства между входным вектором и векторами, хранящимися в весах связей победивших нейронов, соответственно  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_G^3$  модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети; диапазон допустимых значений параметров сходства:  $0 < p_1^1, p_2^1 \leq 1$ ;  $0 < p^2 \leq 1$ ;

$q$  – число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

$b_{ij}^1, b_{ij}^2$  ( $i=1, \dots, n; j=1, \dots, m$ ) – веса связей от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя соответственно модулей  $M_{11}, M_{12}$ ; рекомендуемое начальное значение при обучении:  $b_{ij}^1 = b_{ij}^2 = 1$  ( $i=1, \dots, n; j=1, \dots, m$ );

$t_{ji}^1, t_{ji}^2$  ( $j=1, \dots, m; i=1, \dots, n$ ) – веса связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя соответственно

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

модулей  $M_{11}, M_{12}$ ; рекомендуемое начальное значение при обучении:  $t_{ji}^1 = t_{ji}^2 = 1$  ( $j=1, \dots, m; i=1, \dots, n$ );

$U_{\text{вых } S_i^1}, U_{\text{вых } S_i^2}$  ( $i=1, \dots, n; l=1, \dots, k$ ) – выходные сигналы элементов  $S$ -слоя соответственно модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети;

$V_{lg}^1$  ( $l=1, \dots, k; g=1, \dots, m$ ) – веса связей от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя модуля  $M_2$ ; диапазон допустимых начальных значений:  $0 < V_{lg}^1 \leq \frac{1}{1+k}$ ; рекомендуемое начальное значение

при обучении:  $V_{lg}^1 = \frac{1}{1+k}$ ;

$V_{gl}^2$  ( $g=1, \dots, m; l=1, \dots, k$ ) – веса связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя модуля  $M_2$ ; рекомендуемое начальное значение при обучении:  $V_{gl}^2 = 1$  ( $g=1, \dots, m; l=1, \dots, k$ );

$U_{\text{вх } Z_i^1}, U_{\text{вх } Z_i^2}$  и  $U_{\text{вых } Z_i^1}, U_{\text{вых } Z_i^2}$  ( $i=1, \dots, n$ ) – входные и выходные сигналы элементов интерфейсного слоя соответственно модулей  $M_{11}, M_{12}$  нейронной сети;

$U_{\text{вх } Z_l^3}$  и  $U_{\text{вых } Z_l^3}$  ( $l=1, \dots, k$ ) – входные и выходные сигналы элементов интерфейсного слоя модуля  $M_2$  нейронной сети;

$U_{\text{вых } Y_j^1}, U_{\text{вых } Y_j^2}$  и  $U_{\text{вых } Y_g^3}$  ( $j=1, \dots, m; g=1, \dots, m$ ) – выходные сигналы распознающих элементов соответственно модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети;

$U_{\text{вых } X_j}$  ( $j=1, \dots, m$ ) – выходные сигналы распознающих элементов модуля  $M_1$  нейронной сети;

$(S_1^{u1}, S_1^{u2}), (S_2^{u1}, S_2^{u2}), \dots, (S_q^{u1}, S_q^{u2})$  – пары ассоциативных изображений, принадлежащих обучающим множествам  $M_l^u$  ( $l=1, \dots, L$ ) входных изображений, относящихся к  $L$  образам (динамическим режимам),  $L \ll q$ ;

$S_r^{u1} = (s_{r1}^1, \dots, s_{rm}^1)$  и  $S_r^{u2} = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$ ,  $r=1, \dots, q$  – непрерывный и бинарный входные векторы  $r$ -й пары ассоциативных изображений соответственно для модулей  $M_1$  и  $M_2$ ;

$\|Y\|$  – норма вектора  $Y$ ;

$P_d$  ( $d=1, \dots, m$ ) – нейроны промежуточного слоя, которые связывают модули  $M_1$  и  $M_2$  ассоциативной нейронной сети;

$I_{k \min}^l(t_i), I_{k \max}^l(t_i)$  ( $l=1, \dots, L; k=1, \dots, K; t_i=0, 1, 2, \dots$ ) – соответственно минимальное и максимальное значение переменной  $I_k(t_i)$

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

в  $l$ -м ( $l=1, \dots, L$ ) режиме функционирования объекта в учитываемом множестве  $\{I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)\}$  обучающих процессов в моменты времени  $t_i$ ;

$K$  – число процессов в распознаваемом динамическом режиме;

$H_{jd}^1, H_{dj}^2$  и  $Q_{gd}^1, Q_{dg}^2$  ( $j, d, g = 1, \dots, m$ ) – веса связей между элементами распознающего слоя модуля  $M_1$  и элементами промежуточного  $P$ -слоя и между элементами промежуточного  $P$ -слоя и элементами распознающего слоя модуля  $M_2$  нейронной сети соответственно.

#### **Алгоритм обучения двунаправленной аналого-дискретной ассоциативной памяти на основе нейронных сетей АРТ-2Д и АРТ-1**

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Инициализируются параметры сходства и все веса связей ассоциативной нейронной сети.

*Шаг 2.* Задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов модулей  $M_{11}, M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети.

*Шаг 3.* Для каждой пары входных изображений  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rn}^1)$ ,  $S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$ ,  $r = 1, \dots, q$  выполняются шаги 4 – 22.

*Шаг 4.* Входным вектором  $S_r^2$  ( $r = 1, \dots, q$ ) определяются выходные сигналы элементов  $S_l^2$  ( $l = 1, \dots, k$ ) входного слоя модуля  $M_2$ :

$$U_{\text{вых } S_{rl}^2} = s_{rl}^2, \quad l = 1, \dots, k.$$

Для каждого множества  $M_l^u$  ( $l = 1, \dots, L$ ) входных изображений в модуле  $M_1$ , относящихся к одному режиму функционирования объекта, определяется множество верхних  $I_{k \max}^r(t_i)$  и нижних  $I_{k \min}^r(t_i)$  огибающих для каждого из  $K$  процессов:

$$I_{k \max}^l = \max(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), \quad l = 1, \dots, L; k = 1, \dots, K; t_i = 0, 1, \dots, T,$$

$$I_{k \min}^l = \min(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), \quad l = 1, \dots, L; k = 1, \dots, K; t_i = 0, 1, \dots, T.$$

Нижние  $I_{k \min}^l(t_i)$  и верхние  $I_{k \max}^l(t_i)$  огибающие входных векторов подаются на входы элементов  $Z_i^1$  и  $Z_i^2$  ( $i = 1, \dots, n$ ) интерфейсных слоев соответственно подмодулей  $M_{11}$  и  $M_{21}$  нейронной сети.

*Шаг 5.* Для каждой из огибающих  $I_{k \min}^l(t_i)$ ,  $I_{k \max}^l(t_i)$  (модуль  $M_1$ ) и для  $U_{\text{вых } S_{rl}^2}$  ( $l = 1, \dots, k$ ) (модуль  $M_2$ ) выполняются шаги алгоритма 6 – 17.

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

*Шаг 6.* Формируются входные сигналы  $U_{\text{вх}Z_i^1}$ ,  $U_{\text{вх}Z_i^2}$ ,  $U_{\text{вх}Z_i^3}$  ( $i=1, \dots, n; l=1, \dots, k$ ) элементов интерфейсных слоёв  $Z_i^1$ ,  $Z_i^2$  и  $Z_i^3$  ( $i=1, \dots, n; l=1, \dots, k$ ) модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети.

*Шаг 7.* Формируются выходные сигналы элементов интерфейсных слоёв  $Z_i^1$ ,  $Z_i^2$  и  $Z_i^3$  ( $i=1, \dots, n; l=1, \dots, k$ ) модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  ассоциативной нейронной сети:

$$U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вх}Z_i^1}; U_{\text{вых}Z_i^2} = U_{\text{вх}Z_i^2}; i=1, \dots, n;$$

$$U_{\text{вых}Z_l^3} = U_{\text{вх}Z_l^3}; l=1, \dots, k.$$

*Шаг 8.* Для каждого незаторможенного распознающего  $Y$ -нейрона модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети рассчитываются его выходные сигналы:

$$U_{\text{вых}Y_j^1} = \sum_{i=1}^n b_{ij}^1 U_{\text{вых}Z_i^1}, \text{ если } U_{\text{вых}Y_j^1} \neq -1, j=1, \dots, m;$$

$$U_{\text{вых}Y_j^2} = \sum_{i=1}^n b_{ij}^2 U_{\text{вых}Z_i^2}, \text{ если } U_{\text{вых}Y_j^2} \neq -1, j=1, \dots, m;$$

$$U_{\text{вых}Y_g^3} = \sum_{l=1}^k v_{lg}^1 U_{\text{вых}Z_l^3}, \text{ если } U_{\text{вых}Y_g^3} \neq -1, g=1, \dots, m.$$

*Шаг 9.* Пока не найдены нейроны-победители распознающих слоев  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  ( $j=1, \dots, m; g=1, \dots, m$ ) соответственно модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$ , весовые векторы которых в соответствии с заданными значениями параметров сходства  $p_1^1, p_2^1$  и  $p^2$  соответствуют входным векторам  $S_r^1$  и  $S_r^2$ , выполняются шаги 10 – 17 (для обоих модулей  $M_1$  и  $M_2$  или для одного из этих модулей).

*Шаг 10.* В  $Y$ -слоях модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  определяются нейроны соответственно  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$ , удовлетворяющие условию:

$$U_{\text{вых}Y_j^1} \geq U_{\text{вых}Y_j^1}, U_{\text{вых}Y_j^2} \geq U_{\text{вых}Y_j^2}, j=1, \dots, m;$$

$$U_{\text{вых}Y_g^3} \geq U_{\text{вых}Y_g^3}, g=1, \dots, m.$$

Если элементов  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  в соответствующих им слоях  $Y_j^1, Y_j^2$  и  $Y_g^3$  ( $j=1, \dots, m; g=1, \dots, m$ ) модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  несколько, то выбираются элементы с наименьшими индексами. Если найденный нейрон-победитель является заторможенным, то входное изображение для данного модуля не

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

может быть запомнено. Например, для модуля  $M_1$  нейронной сети, если  $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$  или (и)  $U_{\text{вых}Y_j^2} = -1$ , то все элементы слоев  $Y_j^1$  или  $Y_j^2$  ( $Y_j^1$  и  $Y_j^2$ ) ( $j=1, \dots, m$ ) модуля  $M_1$  заторможены и нижняя или верхняя (обе) огибающие входного изображения не могут быть запомнены.

*Шаг 11.* Найденным нейронам-победителям  $Y_j^1$ ,  $Y_j^2$  и  $Y_G^3$  в соответствующих им слоях  $Y_j^1$ ,  $Y_j^2$  и  $Y_g^3$  ( $j=1, \dots, m$ ;  $g=1, \dots, m$ ) модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  присваиваются единичные значения выходных сигналов  $U_{\text{вых}Y_j^1} = 1$ ,  $U_{\text{вых}Y_j^2} = 1$  и  $U_{\text{вых}Y_G^3} = 1$ , а все остальные нейроны распознающих слоев модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  сети ДАП переводятся в неактивное состояние:

$$U_{\text{вых}Y_j^1} = 0, U_{\text{вых}Y_j^2} = 0, j=1, \dots, m, j \neq J,$$

$$U_{\text{вых}Y_g^3} = 0, g=1, \dots, m, g \neq G.$$

*Шаг 12.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев  $Z_i^1, Z_i^2$  ( $i=1, \dots, n$ ) и  $Z_l^3$  ( $l=1, \dots, k$ ) соответственно модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети:

$$U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вых}Y_j^1} t_{ji}^1, U_{\text{вых}Z_i^2} = U_{\text{вых}Y_j^2} t_{ji}^2, i=1, \dots, n;$$

$$U_{\text{вых}Z_l^3} = U_{\text{вых}Y_G^3} V_{Gl}^2, l=1, \dots, k.$$

*Шаг 13.* Определяются параметры сходства  $p_1^1, p_2^1$  соответственно для модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  нейронной сети:

$$p_1^1 = \frac{\|P_1^l(k, t_i)\|}{K(T+1)}, p_2^1 = \frac{\|P_2^l(k, t_i)\|}{K(T+1)},$$

где  $P_1^l(k, t_i)$  и  $P_2^l(k, t_i)$  – функции, соответствующие  $l$ -му динамическому режиму, распознаваемому по соответственно минимальным  $I_{k \min}^l(t_i)$  и максимальным  $I_{k \max}^l(t_i)$  значениям;

$$P_1^l(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k \min}^l(t_i) \leq I_k^l(t_i), k=1, \dots, K, t_i=0, 1, \dots, T, \\ 0, & \text{если } I_{k \min}^l(t_i) > I_k^l(t_i), k=1, \dots, K, t_i=0, 1, \dots, T, \end{cases}$$

$$P_2^l(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k \max}^l(t_i) \geq I_k^l(t_i), k=1, \dots, K, t_i=0, 1, \dots, T, \\ 0, & \text{если } I_{k \max}^l(t_i) < I_k^l(t_i), k=1, \dots, K, t_i=0, 1, \dots, T, \end{cases}$$

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$\|P_1^l(k, t_i)\|$  и  $\|P_2^l(k, t_i)\|$  – нормы функций  $P_1^l(k, t_i)$  и  $P_2^l(k, t_i)$ , определяемые соотношениями:

$$\|P_1^l(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_1^l(k, t_i), \quad \|P_2^l(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_2^l(k, t_i), \quad T = n - 1;$$

$K$  – число процессов в распознаваемых режимах функционирования объекта.

Для модуля  $M_2$  нейронной сети вычисляется норма вектора выходных сигналов нейронов интерфейсного слоя:

$$\|U_{\text{вых}Z^3}\| = \sum_{l=1}^k U_{\text{вых}Z_l^3}.$$

*Шаг 14.* Проверяется по вычисленным параметрам сходства  $p_1^1, p_2^1$ , правильность выбора нейронов-победителей  $Y_j^1, Y_j^2$  в соответствующих им слоях  $Y_j^1, Y_j^2$  ( $j=1, \dots, m$ ) модулей  $M_{11}, M_{12}$  нейронной сети. Если  $p_1^1 < p^1$ , то правильность выбора не подтверждается, элемент  $Y_j^1$  затормаживается:  $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$ ; осуществляется переход к шагу 10 алгоритма. Если  $p_1^1 \geq p^1$ , то условие, подтверждающее правильность выбора нейрона-победителя  $Y_j^1$  модуля  $M_{11}$  выполняется и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма. Аналогичным образом проводится проверка правильности выбора нейрона-победителя  $Y_j^2$  в слое  $Y_j^2$  ( $j=1, \dots, m$ ) модуля  $M_{12}$  нейронной сети. Наряду с этим в модуле  $M_2$  проверяется по параметру сходства  $p^2$  правильность выбора нейрона-победителя  $Y_G^3$ . Если

$p = \frac{\|U_{\text{вых}Z^3}\|}{\|U_{\text{вых}S_l^2}\|} < p^2$ , то условие выбора не выполняется, элемент  $Y_G^3$  затормаживается:  $U_{\text{вых}Y_G^3} = -1$ ; осуществляется переход к шагу 10 алгоритма. Если  $p \geq p^2$ , то условие, подтверждающее правильность выбора нейрона-победителя  $Y_G^3$  модуля  $M_2$ , выполняется.

*Шаг 15.* Производится проверка правильности выбора нейронов-победителей по общему параметру сходства  $p^1$  для модуля  $M_1$  нейронной сети. Если  $p^1 \leq p_1^1 + p_2^1 - 1$ , то подтверждается правильность выбора нейронов-победителей  $Y_j^1, Y_j^2$  соответственно для модулей  $M_{11}, M_{12}$  нейронной сети и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма.

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Если условие не выполняется, то осуществляется переход к шагу 10 алгоритма.

*Шаг 16.* Адаптируются веса связей элементов  $Y_J^1$ ,  $Y_J^2$  и  $Y_G^3$  соответственно для модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  и  $M_2$  нейронной сети:

$$b_{iJ}^1 = U_{\text{вх}Z_i^1}, t_{Ji}^1 = U_{\text{вх}Z_i^1}, b_{iJ}^2 = U_{\text{вх}Z_i^2}, t_{Ji}^2 = U_{\text{вх}Z_i^2}, i = 1, \dots, n;$$

$$V_{lG}^1 = \frac{LU_{\text{вых}Z_l^3}}{L-1 + \left\| U_{\text{вых}Z_l^3} \right\|}, V_{Gl}^2 = U_{\text{вых}Z_l^3}, l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 17.* Пара нейронов-победителей  $Y_J^1$  и  $Y_J^2$  активизирует соответствующий им нейрон распознающего слоя  $X_J$  модуля  $M_1$  нейронной сети.

*Шаг 18.* Проверяется условие окончания обучения модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети, если оно не выполняется, то продолжается обучение одного или обоих модулей сети, в противном случае осуществляется переход на следующий шаг алгоритма с целью определения весов связей нейронов  $P$ -слоя.

*Шаг 19.* Для каждой пары входных изображений  $(S_r^1, S_r^2)$ ,  $r = 1, \dots, q$  выполняются шаги 20 – 22.

*Шаг 20.* Входными изображениями  $S_r^1$  и  $S_r^2$  ( $r = 1, \dots, q$ ), подаваемыми соответственно на входы модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети, определяются нейроны-победители  $X_{Jr}$ ,  $Y_{Gr}^3$  модулей  $M_1$  и  $M_2$  нейронной сети.

*Шаг 21.* Определяются веса связей между нейроном-победителем  $X_{Jr}$  модуля  $M_1$  и элементами  $P$ -слоя:

$$H_{Jr, Jr}^1 = H_{Jr, Jr}^2 = 1;$$

$$H_{Jr, d}^1 = H_{j, Jr}^2 = 0, d = 1, \dots, m; d \neq Jr; j = 1, \dots, m; j \neq Jr.$$

*Шаг 22.* Определяются веса связей между нейроном-победителем  $Y_{Gr}^3$  модуля  $M_2$  и элементами  $P$ -слоя:

$$Q_{Jr, Gr}^2 = Q_{Gr, Jr}^1 = 1;$$

$$Q_{Gr, d}^1 = Q_{g, Gr}^2 = 0, d = 1, \dots, m; d \neq Jr; g = 1, \dots, m; g \neq Jr.$$

*Шаг 23.* Останов.

**Алгоритм работы в режиме определения ассоциативных изображений  
двунаправленной аналого-дискретной ассоциативной памяти на  
основе нейронных сетей АРТ-2Д и АРТ-1**

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры сходства и все веса связей ассоциативной нейронной сети.

*Шаг 2.* Задаются нулевые выходные сигналы всех элементов нейронной сети.

*Шаг 3.* На вход любого из модулей  $M_1$  или  $M_2$  нейронной сети подается входное изображение. Допустим, что входное изображение  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rm}^1)$  ( $r=1, \dots, q$ ) подается на вход первого модуля сети  $M_1$ . Тогда аналогичным образом, как и в алгоритме обучения, определяется нейрон-победитель  $X_{Jr}^1$  модуля  $M_1$  нейронной сети.

*Шаг 4.* Определяется нейрон-победитель  $Y_G^3$  модуля  $M_2$  нейронной сети. Он выделяется не в результате соревнования между распознающими элементами модуля  $M_2$ , а единичным сигналом элемента  $P_{Jr}$ , который, в свою очередь, в активное состояние переводится нейроном-победителем  $X_{Jr}^1$ . При этом выходному сигналу нейрона-победителя  $Y_G^3$  присваивается единичное значение  $U_{\text{вых}Y_G^3} = 1$ , а все остальные нейроны распознающего слоя модуля  $M_2$  нейронной сети переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{вых}Y_G^3} = 0, g=1, \dots, m, g \neq Gr$ .

*Шаг 5.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя  $Z_l^3$  ( $l=1, \dots, k$ ) модуля  $M_2$  нейронной сети:  $U_{\text{вых}Z_l^3} = V_{Gl}^2, l=1, \dots, k$ .

*Шаг 6.* На основе выходных сигналов элементов интерфейсного слоя  $Z_l^3$  ( $l=1, \dots, k$ ) модуля  $M_2$  нейронной сети формируются входные и выходные сигналы элементов входного слоя  $S_l^2$  ( $l=1, \dots, k$ ) модуля  $M_2$  нейронной сети:  $U_{\text{вх}S_l^2} = U_{\text{вых}Z_l^3}, U_{\text{вых}S_l^2} = U_{\text{вх}S_l^2}, l=1, \dots, k$ . Полученное на выходе модуля  $M_2$  изображение  $S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$  является ассоциацией изображению  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rm}^1)$  ( $r=1, \dots, q$ ), которое подается на элементы входного слоя первого модуля нейронной сети.

*Шаг 7.* Останов.

Разработанных ДАП на основе непрерывных нейронных сетей АРТ и ДАП на основе непрерывной и дискретной нейронных сетей АРТ достаточно для создания БЗ СППРМ. Однако разработанные нейронные сети могут быть использованы и для создания БЗ систем контроля и

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

диагностики узлов, агрегатов, энергетических цепей дизель-поезда. При создании таких систем желательно иметь ДАП на основе дискретных нейронных сетей АРТ-1. Поэтому приведем архитектуру и алгоритмы функционирования такой нейронной сети.

##### 4.7. Архитектура и алгоритмы функционирования дискретной ДАП на основе нейронных сетей АРТ-1

Положительные свойства и особенности функционирования базовой архитектуры нейронных сетей АРТ-1 приводят к возможности разработки на ее основе новой дискретной нейросетевой структуры ДАП, которую также можно использовать в качестве БЗ СППРМ.

Дискретная ДАП (рис. 4.16) состоит из двух однотипных модулей, каждый из которых представляет собой дискретную нейронную сеть АРТ-1, двух дополнительных управляющих нейронов  $G_3^1, G_3^2$  и промежуточного слоя нейронов  $P_d$  ( $d = 1, \dots, m$ ), элементы которого связаны парами двунаправленных взвешенных связей  $H_{jd}^1, Q_{gd}^1$  и  $H_{dj}^2, Q_{dg}^2$  ( $j = 1, \dots, m; d = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ) с соответствующими им элементами распознающих слоев  $Y_j^1$  и  $Y_g^2$  ( $j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ). Модули ассоциативной нейронной сети включают в себя слои интерфейсных элементов  $Z_i^1$  и  $Z_l^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ), нейроны которых связаны с соответствующими им элементами сенсорных слоев  $S_i^1$  и  $S_l^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) парами бинарных двунаправленных связей, слои распознающих элементов  $Y_j^1$  и  $Y_g^2$  ( $j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ), нейроны которых связаны с каждым из элементов в соответствующих им интерфейсных слоях  $Z_i^1$  и  $Z_l^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) парами двунаправленных взвешенных связей с весовыми коэффициентами  $W_{ij}^1, W_{ji}^2$  и  $V_{lg}^1, V_{gl}^2$  ( $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k; g = 1, \dots, m$ ) соответственно первого и второго модулей нейронной сети.

Также в состав модулей на основе дискретных нейронных сетей АРТ входят управляющие нейроны  $G_1^1, G_2^1, G_1^2, G_2^2$  и решающие нейроны  $R^1, R^2$ , которые связаны возбуждающими и тормозящими связями со всеми элементами соответствующих сенсорных  $S_i^1$  и  $S_l^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ), интерфейсных  $Z_i^1$  и  $Z_l^2$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) и распознающих слоев  $Y_j^1$  и  $Y_g^2$  ( $j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m$ ) ассоциативной нейронной сети.

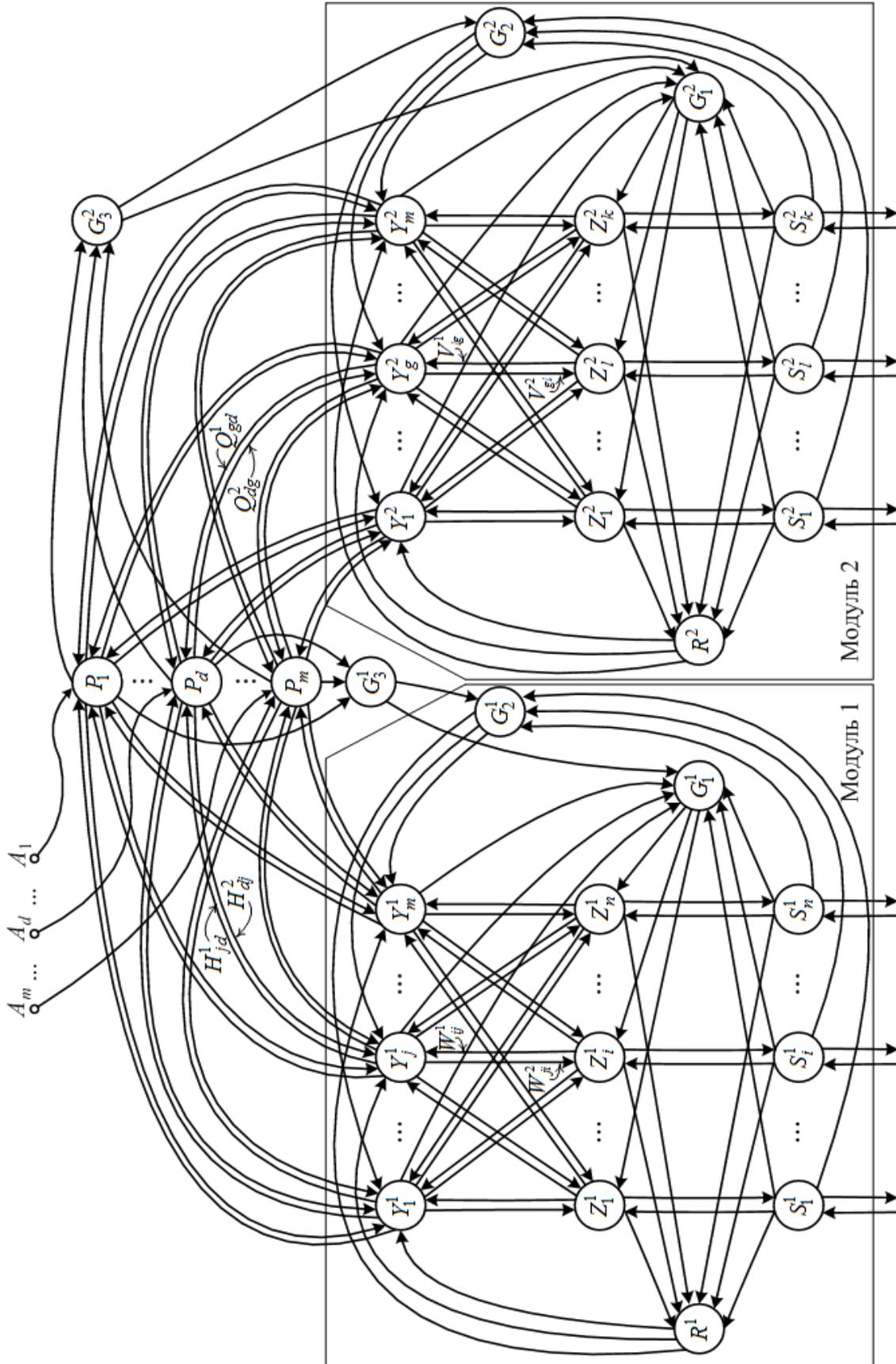


Рис. 4.16. Схема дискретной ДАН, разработанной на основе нейронных сетей АРТ-1

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

Двунаправленная ассоциативная память на основе нейронных сетей АРТ-1 может функционировать в трех основных режимах: обучение, распознавание входных изображений и определение им ассоциативных изображений из памяти сети, восстановление по входным данным из памяти нейронной сети ассоциативных друг другу изображений.

В алгоритмах приняты следующие обозначения:

$m$  – максимальное число пар ассоциативных изображений;

$n$  – число бинарных компонент во входном векторе первого модуля;

$k$  – число бинарных компонент во входном векторе второго модуля;

$L$  – константа, превосходящая единицу, рекомендуемое начальное значение:  $L = 2$ ;

$p_1, p_2$  – параметры сходства между входным вектором и вектором, хранящемся в весах связей победившего нейрона соответственно первого и второго модуля; диапазон допустимых значений параметров:  $0 < p_1, p_2 \leq 1$ ;

$q$  – число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

$W_{ij}^1, V_{lj}^1$  ( $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$ ) – веса связей от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя соответственно первого и второго модуля; диапазон допустимых начальных значений:

$0 < W_{ij}^1 \leq \frac{1}{L-1+n}, 0 < V_{lj}^1 \leq \frac{1}{L-1+k}$ ; рекомендуемое начальное значение

при обучении:  $W_{ij}^1 = \frac{1}{1+n}, V_{lj}^1 = \frac{1}{1+k}$ ;

$W_{ji}^2, V_{jl}^2$  – веса связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя соответственно первого и второго модуля; рекомендуемое начальное значение при обучении:  $W_{ji}^2 = V_{jl}^2 = 1$  ( $j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ );

$U_{\text{вых}Y_j^1}, U_{\text{вых}Y_j^2}$  ( $j = 1, \dots, m$ ) – выходные сигналы распознающих элементов соответственно первого и второго модуля нейронной сети;

$U_{\text{вых}S_i^1}, U_{\text{вых}S_i^2}$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) – выходные сигналы элементов S-слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети;

$U_{\text{вх}Z_i^1}, U_{\text{вх}Z_i^2}$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) – входные сигналы элементов интерфейсного слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети;

$U_{\text{вых}Z_i^1}, U_{\text{вых}Z_i^2}$  ( $i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$ ) – выходные сигналы элементов интерфейсного слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети;

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$(S_1^1, S_1^2), (S_2^1, S_2^2), \dots, (S_q^1, S_q^2)$  – пары запоминаемых соответственно первым и вторым модулем сети ассоциативных изображений;

$S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rn}^1), S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2), r = 1, \dots, q$  – бинарные входные вектора  $r$ -й пары ассоциативных изображений соответственно для первого и второго модуля нейронной сети;

$\|X\|$  – норма вектора  $X$ ;

$P_d (d = 1, \dots, m)$  – нейроны промежуточного слоя, которые связывают два модуля ассоциативной нейронной сети;

$H_{jd}^1, Q_{jd}^1 (j = 1, \dots, m; d = 1, \dots, m)$  – веса связей от элементов распознающего слоя к элементам промежуточного слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети;

$H_{dj}^2, Q_{dj}^2 (d = 1, \dots, m; j = 1, \dots, m)$  – веса связей от элементов промежуточного слоя к элементам распознающего слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети.

#### Алгоритм обучения двунаправленной ассоциативной памяти на основе дискретных нейронных сетей АРТ

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры  $L, p_1, p_2$  и все веса связей нейронной сети.

*Шаг 2.* Задаются нулевые выходные сигналы всех элементов обоих модулей нейронной сети.

*Шаг 3.* Для каждой пары входных изображений  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rn}^1), S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2), r = 1, \dots, q$  выполняются шаги 4 – 13.

*Шаг 4.* Входными векторами  $S_r^1$  и  $S_r^2$  определяются выходные сигналы элементов  $S_i^1$  и  $S_l^2$  входных слоев обоих модулей:

$$U_{\text{вых } S_i^1} = s_{ri}^1; U_{\text{вых } S_l^2} = s_{rl}^2, i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 5.* Вычисляются нормы векторов выходных сигналов нейронов входного слоя обоих модулей:

$$\|U_{\text{вых } S^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{вых } S_i^1}; \|U_{\text{вых } S^2}\| = \sum_{l=1}^k U_{\text{вых } S_l^2}.$$

*Шаг 6.* Формируются входные и выходные сигналы элементов интерфейсных слоёв первого и второго модуля нейронной сети:

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

$$U_{\text{ВХ}Z_i^1} = U_{\text{ВЫХ}S_i^1}; U_{\text{ВХ}Z_l^2} = U_{\text{ВЫХ}S_l^2}; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k;$$

$$U_{\text{ВЫХ}Z_i^1} = U_{\text{ВХ}Z_i^1}; U_{\text{ВЫХ}Z_l^2} = U_{\text{ВХ}Z_l^2}; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 7.* Для каждого незаторможенного распознающего  $Y$ -нейрона первого и второго модуля нейронной сети, рассчитываются его выходные сигналы:

$$U_{\text{ВЫХ}Y_j^1} = U_{\text{ВХ}Y_j^1} = \sum_{i=1}^n W_{ij}^1 U_{\text{ВЫХ}Z_i^1}, \text{ если } U_{\text{ВЫХ}Y_j^1} \neq -1, j = 1, \dots, m;$$

$$U_{\text{ВЫХ}Y_j^2} = U_{\text{ВХ}Y_j^2} = \sum_{l=1}^k V_{lj}^1 U_{\text{ВЫХ}Z_l^2}, \text{ если } U_{\text{ВЫХ}Y_j^2} \neq -1, j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 8.* Пока не найдены нейроны-победители обоих модулей, весовые вектора которых в соответствии с заданными значениями параметров сходства  $p_1$  и  $p_2$  соответствуют входным векторам  $S_r^1$  и  $S_r^2$ , выполняются шаги 9 – 12 (для обоих или одного из модулей).

*Шаг 9.* В  $Y$ -слоях обоих модулей определяются нейроны  $Y_{j_1}^1$  и  $Y_{j_2}^2$ , удовлетворяющие условию:

$$U_{\text{ВЫХ}Y_{j_1}^1} \geq U_{\text{ВЫХ}Y_j^1}, U_{\text{ВЫХ}Y_{j_2}^2} \geq U_{\text{ВЫХ}Y_j^2}, j = 1, \dots, m.$$

Если таких элементов несколько, то выбирается элемент с наименьшим индексом. Если  $U_{\text{ВЫХ}Y_{j_1}^1} = -1$  или (и)  $U_{\text{ВЫХ}Y_{j_2}^2} = -1$ , то все элементы одного из модулей (обоих модулей) заторможены и одно (оба) входные изображения не могут быть запомнены.

*Шаг 10.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя  $Z_i^1$  ( $i = 1, \dots, n$ ) и  $Z_l^2$  ( $l = 1, \dots, k$ ) соответственно первого и второго модуля нейронной сети:

$$U_{\text{ВЫХ}Z_i^1} = U_{\text{ВЫХ}S_i^1} W_{j_1, i}^2, i = 1, \dots, n;$$

$$U_{\text{ВЫХ}Z_l^2} = U_{\text{ВЫХ}S_l^2} V_{j_2, l}^2, l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 11.* В обоих модулях вычисляются нормы векторов выходных сигналов нейронов интерфейсного слоя:

$$\|U_{\text{ВЫХ}Z^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{ВЫХ}Z_i^1}; \quad \|U_{\text{ВЫХ}Z^2}\| = \sum_{l=1}^k U_{\text{ВЫХ}Z_l^2}.$$

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

*Шаг 12.* Проверяется по величинам параметров сходства  $p_1$  и  $p_2$  правильность выбора нейронов-победителей  $Y_{J1}^1$  и  $Y_{J2}^2$  соответственно первого и второго модуля нейронной сети. Если  $p = \frac{\|U_{\text{ВЫХ}Z^1}\|}{\|U_{\text{ВЫХ}S^1}\|} < p_1$ , то условие не выполняется, элемент  $Y_{J1}^1$  затормаживается:  $U_{\text{ВЫХ}Y_{J1}^1} = -1$ ; осуществляется переход к шагу 8 алгоритма. Если  $p \geq p_1$ , то условие, подтверждающее правильность выбора нейрона-победителя  $Y_{J1}^1$  первого модуля, выполняется и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма (после проверки правильности выбора нейрона  $Y_{J2}^2$ ). При этом нейрону-победителю присваивается единичное значение выходного сигнала  $U_{\text{ВЫХ}Y_{J1}^1} = 1$ , а все остальные незаторможенные нейроны распознающего слоя первого модуля переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{ВЫХ}Y_j^1} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq J1$ .

Аналогичным образом проводится проверка правильности выбора нейрона-победителя  $Y_{J2}^2$  второго модуля нейронной сети.

*Шаг 13.* Адаптируются веса связей элементов  $Y_{J1}^1$  и  $Y_{J2}^2$ :

$$W_{iJ1}^1 = \frac{LU_{\text{ВЫХ}Z_i^1}}{L-1 + \|U_{\text{ВЫХ}Z_i^1}\|}; V_{lJ2}^1 = \frac{LU_{\text{ВЫХ}Z_l^2}}{L-1 + \|U_{\text{ВЫХ}Z_l^2}\|}, i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k;$$

$$W_{J1i}^2 = U_{\text{ВЫХ}Z_i^1}; V_{J2l}^2 = U_{\text{ВЫХ}Z_l^2}, i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 14.* Проверяется условие окончания обучения обоих модулей сети, если они не выполняются, то продолжается обучение одного или обоих модулей сети, в противном случае осуществляется переход на следующий шаг алгоритма с целью определения весов связей нейронов  $P$ -слоя.

*Шаг 15.* Для каждой пары входных изображений  $(S_r^1, S_r^2)$ ,  $r = 1, \dots, q$  выполняются шаги 16 – 18.

*Шаг 16.* Входными изображениями  $S_r^1, S_r^2$ , подаваемыми соответственно на входы первого и второго модуля нейронной сети, определяются нейроны-победители  $Y_{J1r}^1, Y_{J2r}^2$  первого и второго модуля сети.

*Шаг 17.* Определяются веса связей между нейроном-победителем  $Y_{J1r}^1$  и элементами  $P$ -слоя:

$$H_{J1r,J1r}^1 = H_{J1r,J1r}^2 = 1;$$

$$H_{J1r,d}^1 = H_{J1r,j}^2 = 0, \quad j, d = 1, \dots, m, \quad d \neq J1r, \quad j \neq J1r.$$

*Шаг 18.* Определяются веса связей между нейроном-победителем  $Y_{J2r}^2$  и элементами  $P$ -слоя:

$$Q_{J1r,J2r}^2 = Q_{J2r,J1r}^1 = 1;$$

$$Q_{J1r,k}^2 = Q_{J2r,d}^1 = 0, \quad k, d = 1, \dots, m, \quad k \neq J2r, \quad d \neq J1r.$$

*Шаг 19.* Останов.

### **Алгоритм работы в режиме определения ассоциативных изображений ДАП на основе дискретных нейронных сетей АРТ**

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры  $L$ ,  $p_1$ ,  $p_2$  и все веса связей нейронной сети, обнуляются выходные сигналы всех нейронов сети.

*Шаг 2.* На вход любого из модулей сети подается входное изображение. Допустим, что входное изображение  $S_r^1$  подается на вход первого модуля сети. Тогда аналогичным образом, как и в алгоритме обучения, определяется нейрон-победитель  $Y_{J1r}^1$  первого модуля сети.

*Шаг 3.* Определяется нейрон-победитель  $Y_{J2r}^2$  второго модуля нейронной сети. Он выделяется не в результате соревнования между распознающими элементами второго модуля, а единичным сигналом элемента  $P_{J1r}$ , который, в свою очередь, в активное состояние переводится нейроном-победителем  $Y_{J1r}^1$ :

$$U_{\text{вых}Y_{J2r}^2} = 1, \quad U_{\text{вых}Y_j^2} = 0, \quad j = 1, \dots, m, \quad j \neq J2r.$$

При этом выходному сигналу нейрона-победителя  $Y_{J2r}^2$  присваивается единичное значение  $U_{\text{вых}Y_{J2}^2} = 1$ , а все остальные нейроны распознающего слоя второго модуля переводятся в неактивное состояние:

$$U_{\text{вых}Y_j^2} = 0, \quad j = 1, \dots, m, \quad j \neq J2.$$

*Шаг 4.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя  $Z_l^2$  ( $l = 1, \dots, k$ ) второго модуля нейронной сети:

$$U_{\text{вых}Z_l^2} = V_{J2r,l}^2, \quad l = 1, \dots, k.$$

#### 4. Разработка нейронных сетей для создания базы знаний СППРМ

*Шаг 5.* Формируются входные и выходные сигналы элементов входного слоя  $S_l^2$  ( $l = 1, \dots, k$ ) второго модуля нейронной сети:

$$U_{\text{вх}S_l^2} = U_{\text{вых}Z_l^2}, U_{\text{вых}S_l^2} = U_{\text{вх}S_l^2}, l = 1, \dots, k.$$

Полученное на выходе второго модуля изображение  $S_r^2 = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$  является ассоциацией изображению  $S_r^1 = (s_{r1}^1, \dots, s_{rm}^1)$  ( $r = 1, \dots, q$ ), которое подано на элементы входного слоя первого модуля нейронной сети.

*Шаг 6.* Останов.

Одновременное восстановление из памяти ДАП по входным данным, поступающим на входы нейронов  $P$ -слоя, пары ассоциативных друг другу и входным данным изображений выполняется аналогично подобному режиму функционирования аналоговой ДАП на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д.

Таким образом, разработана новая архитектура ДАП на основе непрерывных и дискретных нейронных сетей АРТ, имеющая три информационных входа и обладающая как свойствами ДАП, так и новым свойством – выдавать по входной информации пары ассоциативных друг другу и входным данным изображений. Разработано три вида таких нейронных сетей:

- на основе непрерывных нейронных сетей АРТ;
- на основе непрерывных и дискретных нейронных сетей АРТ;
- на основе дискретных нейронных сетей АРТ.

Эти ДАП обладает также свойствами компактного хранения информации, дообучения и стабильного хранения при этом запомненной ранее информации, что позволяет эти сети применять для разработки ассоциативной памяти и баз знаний, использующих ассоциативную информацию.

## РАЗДЕЛ 5

### РАЗРАБОТКА СЕТЕЙ АРТ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ С НЕСКОЛЬКИМИ РЕШЕНИЯМИ

Двунаправленная ассоциативная память на основе непрерывных, непрерывно-дискретных и дискретных нейронных сетей адаптивной резонансной теории может использоваться машинистом для восстановления из памяти нейронной сети по заданному закону переключения контроллера машиниста поля траекторий скорости движения дизель-поезда или может использоваться для восстановления из памяти нейронной сети закона переключения контроллера машиниста по заданной траектории изменения во времени скорости движения подвижного состава. В том случае, когда на вход нейронной сети подаются данные, близкие к данным, на которых происходило обучение нейронной сети, сеть относит входное изображение к одному из известных классов и решение в этом случае единственное. Однако, если входное изображение не является в некотором смысле близким к обучающим изображениям, то уже возможно не одно, а несколько решений. Классические нейронные сети АРТ не могут выделять несколько решений даже в том случае, когда имеется несколько равноценных решений. В связи с этим актуальна разработка нейронных сетей АРТ, позволяющих решать задачи с несколькими решениями.

#### **5.1. Дискретная нейронная сеть АРТ, позволяющая решать задачи с несколькими решениями**

В работе [123] предложена дискретная нейронная сеть АРТ-1s, позволяющая определять несколько решений (если они имеются). Архитектура этой сети приведена на рис. 5.1. В нижней части рисунка, ограниченной пунктирной линией, изображена дискретная нейронная сеть АРТ-1, описанная в разделе 4 монографии.

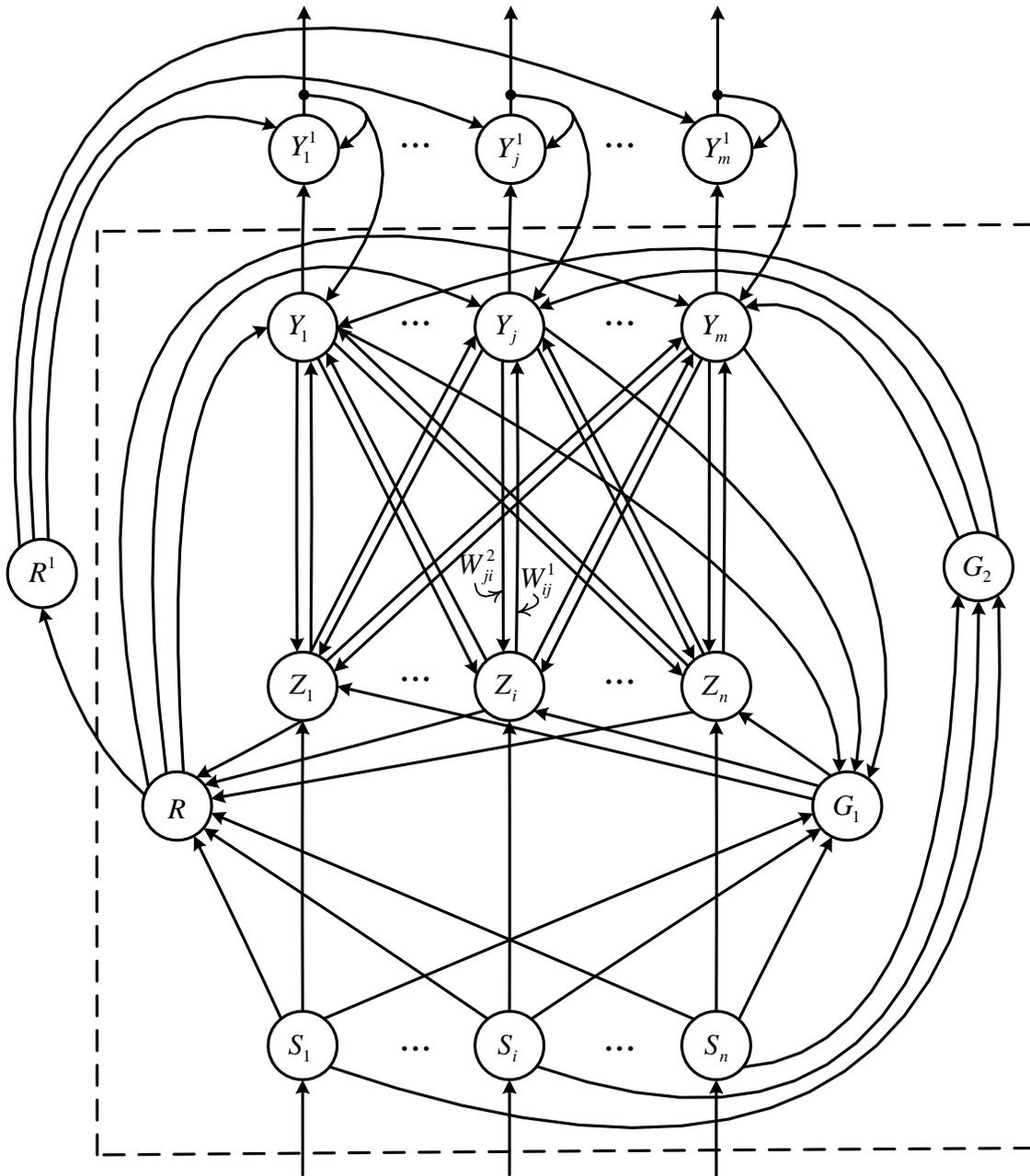


Рис. 5.1. Архитектура дискретной нейронной сети АРТ-1s для поиска нескольких решений

Рассмотрим функционирование нейронной сети АРТ-1 в режиме распознавания при  $n = 8$ , параметре сходства  $p$ , равном 0,8, и весах связей между слоями распознающих и интерфейсных нейронов, полученных в результате запоминания нейронной сетью векторов  $S^1 = (00111101)$ ,  $S^2 = (00011111)$ ,  $S^3 = (10111100)$ . Веса связей нейронной сети имеют такие значения:

$$W^1_{ij} = \frac{1}{n+1} = 0,111, \quad i = \overline{1, 8}, \quad j = \overline{3, m};$$

$$\begin{aligned}
 W_{i1}^1 &= 0,333, \quad i = 3, 4, 5, 6, 8; \quad W_{i1}^1 = 0, \quad i = 1, 2, 7; \\
 W_{i2}^1 &= 0,333, \quad i = \overline{4, 8}; \quad W_{i2}^1 = 0, \quad i = \overline{1, 3}; \\
 W_{i3}^1 &= 0,333, \quad i = 1, 3, 4, 5, 6; \quad W_{i3}^1 = 0, \quad i = 2, 7, 8; \\
 W_{i1}^2 &= 1, \quad i = 3, 4, 5, 6, 8; \quad W_{i1}^2 = 0, \quad i = 1, 2, 7; \\
 W_{2i}^2 &= 1, \quad i = \overline{4, 8}; \quad W_{2i}^2 = 0, \quad i = \overline{1, 3}; \\
 W_{3i}^2 &= 1, \quad i = 1, 3, 4, 5, 6; \quad W_{3i}^2 = 0, \quad i = 2, 7, 8.
 \end{aligned}$$

При подаче на вход дискретной нейронной сети АРТ-1 вектора  $S^4 = (0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0)$  на входах  $Y$ -нейронов появятся сигналы:

$$\begin{aligned}
 U_{\text{вх } Y_1} &= \sum_{i=1}^8 U_{\text{ввых } Z_i} W_{i1}^1 = 4 \cdot 0,333 = 1,332; \\
 U_{\text{вх } Y_2} &= \sum_{i=1}^8 U_{\text{ввых } Z_i} W_{i2}^1 = 4 \cdot 0,333 = 1,332; \\
 U_{\text{вх } Y_3} &= \sum_{i=1}^8 U_{\text{ввых } Z_i} W_{i3}^1 = 4 \cdot 0,333 = 1,332; \\
 U_{\text{вх } Y_4} &= U_{\text{вх } Y_5} = \dots = U_{\text{вх } Y_m} = 5 \cdot 0,111 = 0,555.
 \end{aligned}$$

Поскольку при одинаковых максимальных выходных сигналах нейроном-победителем становится распознающий элемент с минимальным индексом, то победителем будет нейрон  $Y_1$ . Параметр сходства в этом случае имеет следующее значение:

$$p = \left\| U_{\text{ввых } Z} (S^4) \right\| / \left\| S^4 \right\| = 4 / 5 = 0,8.$$

Легко убедиться, что такой же по величине параметр сходства получается и при нейронах-победителях  $Y_2$  и  $Y_3$ . Следовательно, входной вектор  $S^4$  дискретной нейронной сетью АРТ-1 относится только к одному классу, а два других возможных решения теряются. Для устранения этого заметного недостатка нейронной сети АРТ-1 в ее архитектуру вводится слой регистрирующих бинарных нейронов  $Y_1^1, Y_2^1, \dots, Y_m^1$ , а также дополнительный управляющий нейрон  $R^1$  (см. рис. 5.1). Каждый элемент регистрирующего слоя нейронов имеет три входа. Первый вход связан однонаправленной связью с единичным весовым коэффициентом с выходом соответствующего элемента распознающего слоя. Второй вход соединен с выходом управляющего нейрона  $R^1$ , который инвертирует выходные сигналы нейрона  $R$ . Третий вход каждого регистрирующего нейрона соединен с его выходом.

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

В режиме обучения нейронной сети АРТ-1s (рис. 5.1) нейроны регистрирующего слоя не используются. И режим обучения сети АРТ-1s ничем не отличается от режима быстрого обучения сети АРТ-1.

Перед началом режима распознавания по управляющим цепям, не отображенным на рисунке, все нейроны сети, включая и элементы регистрирующего слоя, переводятся в состояние с нулевым выходным сигналом. В активное состояние нейроны регистрирующего слоя  $Y_1^1, Y_2^1, \dots, Y_m^1$ , как и нейроны  $Y$ - и  $Z$ -слоя, переводятся по правилу «два из трех», когда единичные сигналы одновременно появляются на выходе нейрона-победителя  $Y_i$  распознающего слоя и на выходе управляющего нейрона  $R^1$ . Эти сигналы указывают на то, что входной вектор и вектор, хранящийся в весах связей нейрона-победителя, соответствуют друг другу по величине параметра сходства и, следовательно, найден один из классов, к которому относится входной вектор. Единичный выходной сигнал нейрона  $Y_i^1$  по цепи обратной связи с весовым коэффициентом два поступает на его третий вход и фиксирует единичный сигнал на выходе элемента  $Y_i^1$ . Выходной сигнал нейрона  $Y_i^1$  также затормаживает нейрон-победитель  $Y_i^1$  ( $U_{\text{вых } Y_i} = -1$ ). Затем в слое распознающих нейронов начинается поиск нового нейрона-победителя. Этот процесс поиска нейронов-победителей и их затормаживание продолжается до тех пор, пока не будут заторможены все распределенные распознающие  $Y$ -нейроны. При этом на выходах нейронов регистрирующего слоя может не оказаться ни одного единичного сигнала, один или несколько единичных сигналов. В первом случае входной вектор при заданном значении параметра сходства не соответствует ни одному из векторов, хранящихся в весах связей распределенных распознающих  $Y$ -нейронов. Во втором случае входной вектор классифицируется как принадлежащий одному классу, а в третьем случае – входной вектор может быть отнесен к нескольким классам векторов, хранящихся в памяти нейронной сети.

Алгоритм обучения нейронной сети АРТ-1s практически ничем не отличается от быстрого алгоритма обучения нейронной сети АРТ-1. Поэтому здесь рассматривается только алгоритм распознавания.

### **Алгоритм функционирования нейронной сети АРТ-1s в режиме распознавания при поиске нескольких решений**

В алгоритме приняты следующие обозначения:

$n$  – размерность входных векторов (число  $S$  и  $Z$  нейронов сети);

$m$  – число нейронов слоев  $Y$  и  $Y^1$ ;

$q$  – число распределенных  $Y$ -нейронов;

$p$  – параметр сходства между входным вектором и векторами, хранящимися в весах связей победивших  $Y$ -нейронов.

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 1.* Задаются указанные выше параметры, иницируются веса связей нейронной сети, задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов сети.

*Шаг 2.* Предъявляется входное изображение (вектор)  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$  и начинается функционирование нейронной сети в режиме распознавания.

*Шаг 3.* Выполняются шаги 4 – 12 для предъявляемого изображения  $S^*$ .

*Шаг 4.* Определяются входные и выходные сигналы элементов  $S$ -слоя:

$$U_{\text{ВХ} S_i} = s_i^*, \quad i = 1, \dots, n;$$
$$U_{\text{ВЫХ} S_i} = U_{\text{ВХ} S_i}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Для вектора  $U_{\text{ВЫХ} S} = (U_{\text{ВЫХ} S_1}, \dots, U_{\text{ВЫХ} S_n})$  рассчитывается норма

$$\|U_{\text{ВЫХ} S}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{ВЫХ} S_i}.$$

*Шаг 5.* По следующим формулам определяются входные и выходные сигналы нейронов интерфейсного и распознающего слоев:

$$U_{\text{ВХ} Z_i} = U_{\text{ВЫХ} S_i}, \quad U_{\text{ВЫХ} Z_i} = U_{\text{ВХ} Z_i}, \quad i = 1, \dots, n;$$
$$U_{\text{ВХ} Y_j} = \sum_{i=1}^n W_{ij}^1 U_{\text{ВЫХ} Z_i}, \quad U_{\text{ВЫХ} Y_j} = U_{\text{ВХ} Y_j}, \quad j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 6.* Начинается цикл поиска в слое распознающих нейронов элемента, хранящего в весах своих связей вектор, наиболее близкий по параметру сходства входному вектору (изображению)  $S^*$ .

*Шаг 7.* В слое  $Y$ -нейронов определяется нейрон-победитель  $Y_j$ .

*Шаг 8.* Рассчитывается вектор выходных сигналов элементов интерфейсного слоя и его норма:

$$U_{\text{ВЫХ} Z_i} = U_{\text{ВЫХ} S_i} W_{ji}^2, \quad i = 1, \dots, n;$$
$$\|U_{\text{ВЫХ} Z}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{ВЫХ} Z_i}.$$

*Шаг 9.* Рассчитывается параметр сходства  $p_1$  для векторов  $U_{\text{ВЫХ} Z}$  и  $U_{\text{ВЫХ} S}$

$$p_1 = \|U_{\text{ВЫХ} Z}\| / \|U_{\text{ВЫХ} S}\|.$$

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

Если  $p_1 < p$ , то вектор  $U_{\text{вых}S}(S_1^*)$  и  $U_{\text{вых}Z}$  не соответствуют друг другу по величине параметра сходства. Следовательно, нейрон  $Y_J$  должен быть заторможен ( $U_{\text{вых}Y_J} = -1$ ) выходным сигналом управляющего нейрона  $R$ . После этого путем перехода на шаг 5 алгоритма в слое распознающих нейронов начинается поиск нового элемента-победителя, для которого затем рассчитывается величина параметра сходства  $p_1$ . Если  $p_1 > p$ , то вектора  $U_{\text{вых}S}(S_1^*)$  и  $U_{\text{вых}Z}$  соответствуют друг другу по величине параметра сходства, т.е. входной вектор  $S_1^*$  соответствует классу векторов, эталонный представитель которых хранится в весах связей нейрона-победителя  $Y_J$ .

*Шаг 10.* Нейрон  $Y_J^1$  регистрирующего слоя выходными сигналами нейронов  $R^1$  и  $Y_J$  переводится в состояние:  $U_{\text{вых}Y_J^1} = 1$ .

*Шаг 11.* Сигнал  $U_{\text{вых}Y_J^1}$  затормаживает нейрон  $Y_J$  ( $U_{\text{вых}Y_J} = -1$ ) и по цепи обратной связи с выхода элемента  $Y_J^1$  на его вход фиксирует активное состояние нейрона  $Y_J^1$  ( $U_{\text{вых}Y_J^1} = 1$ ).

*Шаг 12.* Проверяется условие прекращения работы алгоритма  $U_{\text{вых}Y_k} = -1, k = 1, \dots, q$ .

Если условие останова работы алгоритма не выполняется, то переход на пятый шаг алгоритма и поиск нового нейрона-победителя.

Если условие останова выполняется, то переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 13.* Останов.

В результате работы алгоритма могут быть получены следующие варианты решения:

– на выходах элементов  $Y^1$ -слоя все сигналы нулевые, в этом случае на вход нейронной сети предъявлен вектор, не похожий ни на один из векторов, хранящихся в памяти сети;

– на выходах элементов  $Y^1$ -слоя только один единичный сигнал, указывающий на принадлежность входного вектора к одному из классов векторов, хранящихся в памяти сети;

– на выходах элементов  $Y^1$ -слоя имеется несколько единичных сигналов, указывающих на то, что входной вектор принадлежит нескольким классам векторов или находится на границе нескольких классов.

Таким образом, разработана дискретная нейронная сеть АРТ, позволяющая определять одно-, два или большее число решений (если они существуют) в задачах распознавания и классификации черно-белых изображений.

## 5.2. Непрерывные нейронные сети АРТ для решения задач с несколькими решениями

### 5.2.1. Разработка непрерывной нейронной сети АРТ-2s для решения задач с несколькими решениями

Результаты, изложенные в подразделе 5.1 и касающиеся возможности получения нескольких решений с помощью дискретных нейронных сетей АРТ, могут быть распространены и на непрерывные нейронные сети адаптивной резонансной теории. В подразделе 4.2 описана архитектура и алгоритмы функционирования нейронной сети АРТ-2. По аналогии с дискретной нейронной сетью АРТ-1s в архитектуру сети АРТ-2 введем слой  $Y^1$  регистрирующих нейронов и управляющий нейрон  $R^1$  (рис. 5.2).

На рис. 5.2 пунктирной линией выделена нейронная сеть АРТ-2. В режиме обучения сети АРТ-2 и АРТ-2s функционируют аналогично, поскольку нейроны  $R^1$  и регистрирующего слоя в обучении не участвуют. В режиме распознавания функционирование нейронных сетей АРТ-2 и АРТ-2s отличается, поэтому рассмотрим только функционирование нейронной сети АРТ-2s в режиме распознавания.

#### Алгоритм функционирования нейронной сети АРТ-2s в режиме распознавания при поиске нескольких решений

В алгоритме приняты следующие обозначения:

$n$  – размерность входных векторов;

$m$  – число нейронов слоев  $Y$  и  $Y^1$ ;

$e$  – небольшая положительная константа, предотвращающая деление на нуль;

$\theta$  – параметр, определяющий порог для подавления шумовых сигналов;

$a, b, c$  – фиксированные значения весов связей;

$F_1$  – поле обрабатывающих нейронов, состоящее из шести типов элементов:  $W_i, X_i, V_i, U_i, R_i, Q_i, i = 1, \dots, n$ ;

$q$  – число распределенных  $Y$ -нейронов;

$p$  – параметр сходства между входным вектором и векторами, хранящимися в весах связей победивших  $Y$ -нейронов;

$Z_i, i = 1, \dots, n$  – слой интерфейсных нейронов.

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Задаются указанные выше параметры и иницируются веса связей нейронной сети, задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов сети и входное изображение  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ .

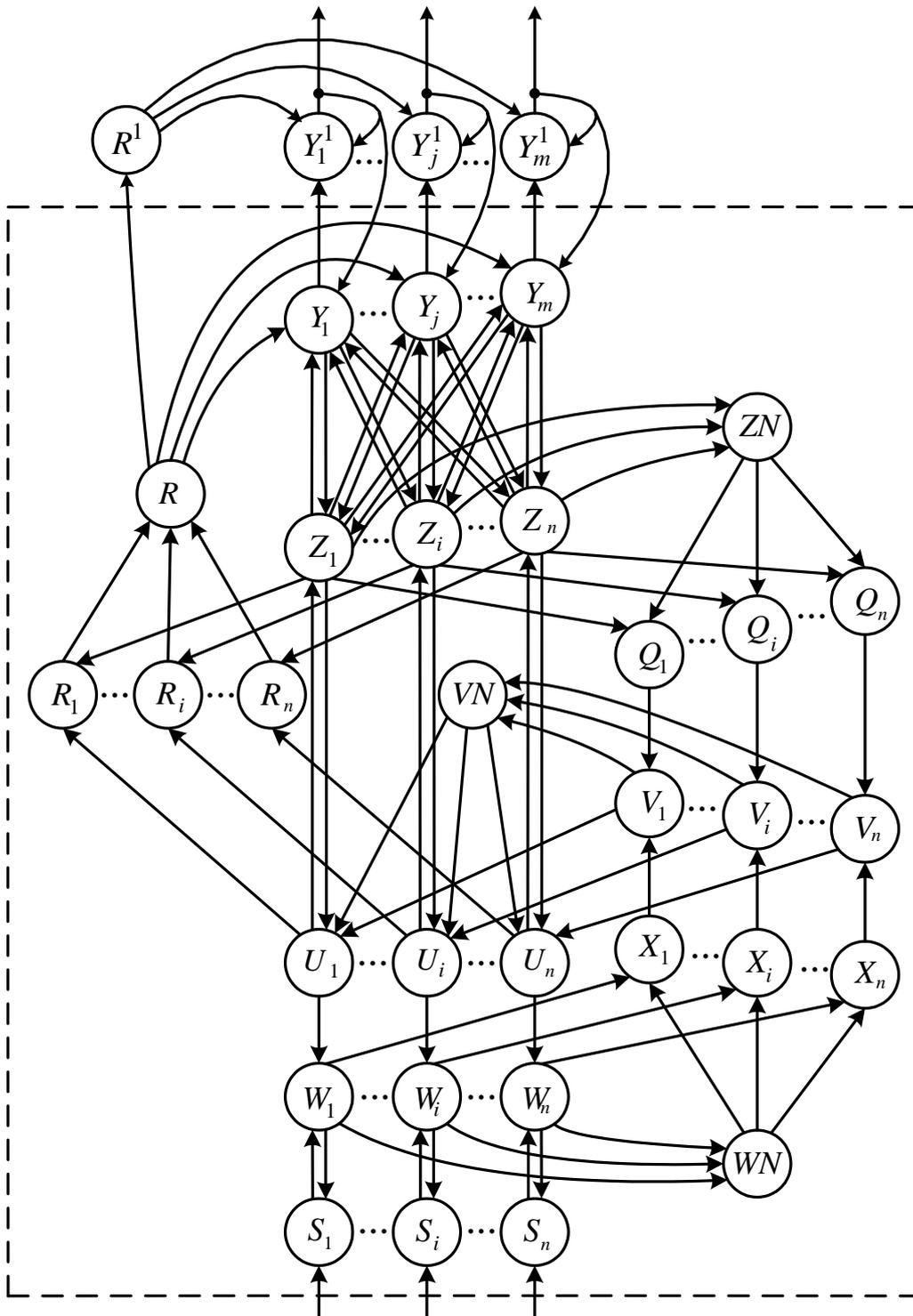


Рис. 5.2. Архитектура непрерывной нейронной сети АРТ-2s для поиска нескольких решений

*Шаг 2.* Предъявляется входное изображение  $S^*$  и начинается функционирование нейронной сети в режиме распознавания.

*Шаг 3.* Для предъявляемого входного изображения  $S^*$  выполняются шаги 4 – 14.

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 4.* Определяются входные и выходные сигналы элементов  $S$ -слоя:

$$U_{\text{вх } S_i} = s_i^*, \quad U_{\text{вых } S_i} = U_{\text{вх } S_i}, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 5.* Определяются выходные сигналы нейронов  $W_1, \dots, W_n$  и определяется норма вектора этих сигналов:

$$U_{\text{вых } W_i} = w_i = s_i^* + aU_{\text{вых } U_i}, \quad i = 1, \dots, n;$$
$$\|w\| = \sqrt{w_1^2 + \dots + w_n^2},$$

где  $a$  – вес связи от нейрона  $U_i$   $U$ -слоя к нейрону  $W_i$   $W$ -слоя;  $a = W_{U_k W_k}$ ,  $k = 1, \dots, n$ .

*Шаг 6.* Определяются входные и выходные сигналы нейронов  $X$ -слоя:

$$U_{\text{вх } X_i} = x_i = \frac{w_i}{e + \|w\|};$$
$$U_{\text{вых } X_i} = f(U_{\text{вх } X_i}) = \begin{cases} U_{\text{вх } X_i}, & \text{если } U_{\text{вх } X_i} \geq \theta, \\ 0, & \text{если } U_{\text{вх } X_i} < \theta, \end{cases}$$

где  $f$  – функция активации.

*Шаг 7.* Определяются выходные сигналы нейронов  $V$ -слоя:

$$U_{\text{вых } V_i} = v_i = f(x_i) + bf(q_i),$$

где  $b$  – вес связи от нейрона  $Q_i$   $Q$ -слоя к нейрону  $V_i$   $V$ -слоя;  $q_i = U_{\text{вых } Q_i}$  – выходной сигнал нейрона  $Q_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 8.* Рассчитываются выходные сигналы элементов  $U$ -слоя:

$$U_{\text{вых } U_i} = u_i = \frac{v_i}{e + \|v\|}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Если нейрон-победитель в  $Y$ -слое не определен, то сигналы  $u_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) однозначно определяют выходные сигналы нейронов  $Z$ - и  $Q$ -слоя:

$$U_{\text{вых } Z_i} = z_i = u_i, \quad i = 1, \dots, n;$$
$$U_{\text{вых } Q_i} = q_i = \frac{z_i}{e + \|z\|}, \quad i = 1, \dots, n.$$

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 9.* Определяется устойчивое состояние нейронов поля  $F_1$ . После достижения равновесия в поле  $F_1$  определяются входные сигналы нейронов  $Y$ -слоя:

$$U_{\text{вх}Y_j} = \sum_{i=1}^n b_{ij} U_{\text{вых}Z_i}, \quad j = 1, \dots, m,$$

где  $b_{ij}$  – вес связи от нейрона  $Z_i$  к нейрону  $Y_j$ .

*Шаг 10.* Определяется нейрон-победитель  $Y_j$  в слое распознающих нейронов.

*Шаг 11.* Рассчитываются выходные сигналы нейронов  $R$ -слоя и норма вектора этих сигналов:

$$U_{\text{вых}R_i} = r_i = \frac{u_i + cz_i}{e + \|u\| + c\|z\|},$$
$$\|U_{\text{вых}R}\| = \|r\| = \frac{\|u_i + cz_i\|}{\|u\| + c\|z\|},$$

где  $c$  – вес связи от нейрона  $Z_i$  к нейрону  $R_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 12.* Выполняется сравнение  $\|r\|$  с параметром сходства  $p$  между входным изображением  $S^*$  и изображением, хранящемся в весах связей нейрона-победителя  $Y_j$ . Если  $\|r\| < p$ , то нейрон  $Y_j$  затормаживается ( $U_{\text{вых}Y_j} = -1$ ) и не принимает дальнейшего участия в соревнованиях при предъявлении текущего изображения  $S^*$ . После этого обнуляются выходные сигналы нейронов слоев  $W$ ,  $X$ ,  $U$ ,  $V$ ,  $Q$ ,  $R$  и осуществляется переход к шагу 5 алгоритма.

Если  $\|r\| \geq p$ , то входное изображение  $S^*$  соответствует классу изображений, эталонный представитель которого хранится в весах связей нейрона  $Y_j$ .

*Шаг 13.* Нейрон  $Y_j^1$  регистрирующего слоя выходными сигналами нейронов  $R^1$  и  $Y_j$  переводится в активное состояние  $U_{\text{вых}Y_j^1} = 1$ .

Сигнал с выхода нейрона  $Y_j^1$  затормаживает нейрон  $Y_j$  и по цепи обратной связи фиксирует активное состояние нейрона  $Y_j^1$ .

*Шаг 14.* Проверяется условие останова  $U_{\text{вых}Y_k} = -1$ ,  $k = 1, \dots, q$ , где  $q$  – число распределенных распознающих нейронов.

Если условие останова работы алгоритма не выполняются, то идет обнуление выходных сигналов нейронов слоев  $W$ ,  $X$ ,  $U$ ,  $V$ ,  $Q$ ,  $R$  и осуществляется переход к шагу 5 алгоритма.

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

Если условие останова выполняется, то переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 15. Останов.*

Как и в случае дискретной нейронной сети АРТ-1s, на выходах нейронов слоя  $Y^1$  может не быть ни одного единичного выходного сигнала, когда на вход сети предъявлено изображение, не похожее ни на одно из изображений, хранящихся в памяти сети. Если на выходах нейронов слоя  $Y^1$  имеется один или несколько единичных сигналов, то это означает, что входное изображение соответственно принадлежит к одному или нескольким классам изображений, эталонные представители которых хранятся в весах связей нейронной сети.

### **5.2.2. Разработка нейронной сети АРТ-2ms для решения задач с несколькими решениями**

Результаты, полученные в п. 5.2.1 и касающиеся возможности поиска непрерывной нейронной сетью АРТ-2s нескольких решений, несложно обобщить и на нейронную сеть АРТ-2m (рис. 4.7). Для этого необходимо в архитектуру нейронной сети АРТ-2m, как и в случае нейронных сетей АРТ-1s и АРТ-2s, ввести слой  $Y^1$  регистрирующих нейронов и управляющий нейрон  $R^1$  (рис. 5.3).

На рис. 5.3 пунктирной линией выделена нейронная сеть АРТ-2m. В режиме обучения нейронные сети АРТ-2m и АРТ-2ms функционируют аналогично. В режиме распознавания функционирование нейронных сетей АРТ-2m и АРТ-2ms отличается, поэтому рассмотрим функционирование нейронной сети АРТ-2ms только в режиме распознавания.

#### **Алгоритм функционирования нейронной сети АРТ-2ms в режиме распознавания при поиске нескольких решений**

В алгоритме приняты следующие обозначения:

$n$  – размерность входных изображений (векторов);

$m$  – число нейронов слоев  $Y$  и  $Y^1$ ;

$S^*$  – входное изображение  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ ;

$p$  – заданный параметр сходства между входным изображением и изображением, хранящемся в весах связей победившего  $Y$ -нейрона;

$U_{вхZ}$ ,  $U_{выхZ}$  – соответственно входной и выходной  $n$ -мерный вектор сигналов интерфейсного слоя элементов;

$b_{ij}$  – вес связи от элемента  $Z_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) к элементу  $Y_j$  ( $j = 1, \dots, m$ );

$t_{ji}$  – вес связи от элемента  $Y_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) к элементу  $Z_i$  ( $i = 1, \dots, n$ );

$q$  – число распределенных  $Y$ -нейронов.

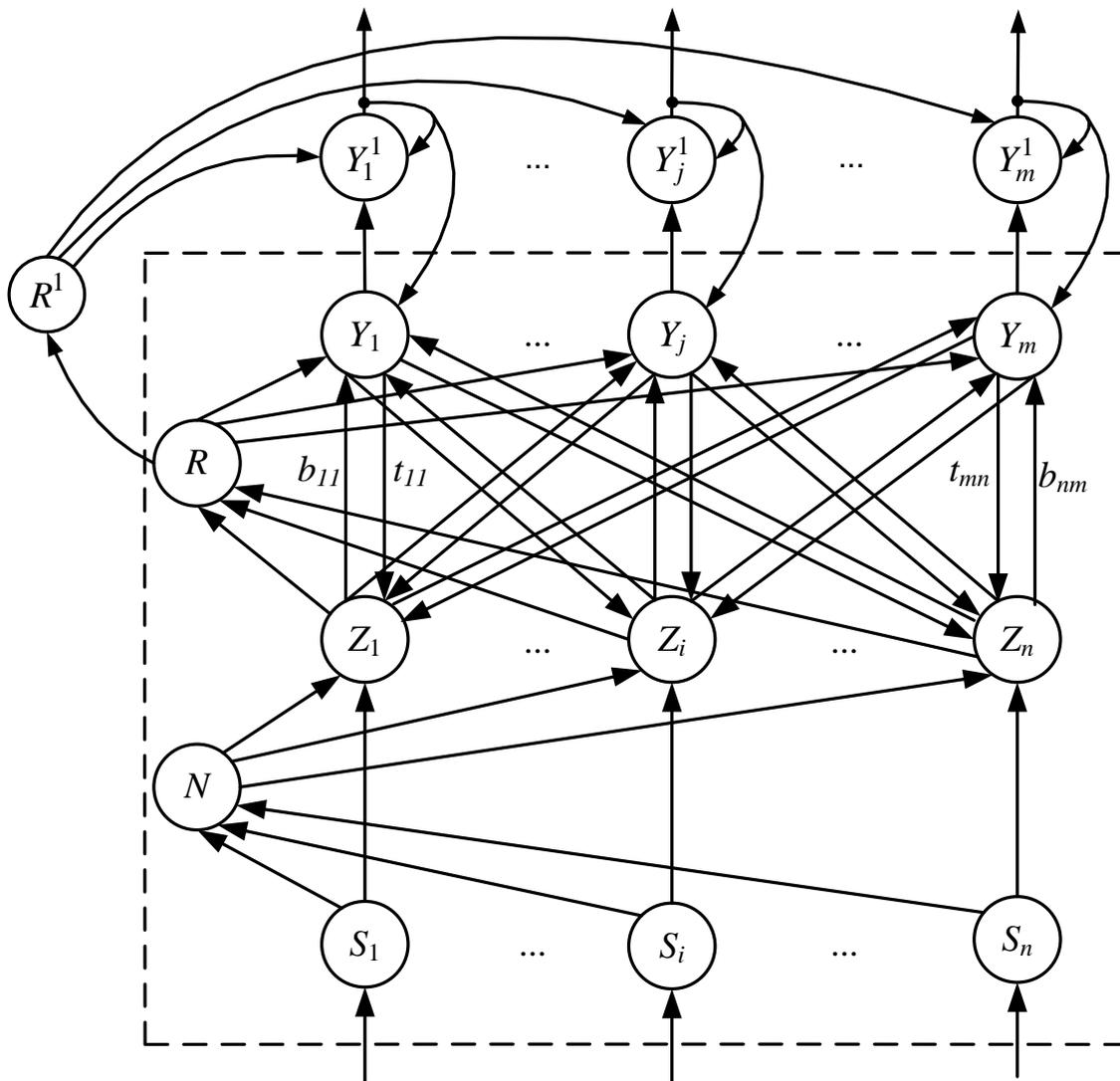


Рис. 5.3. Архитектура непрерывной нейронной сети АРТ-2ms для поиска нескольких решений

Алгоритм предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Задаются указанные выше параметры и иницируются веса связей нейронной сети, задаются нулевые выходные сигналы нейронов сети и входное изображение  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ .

*Шаг 2.* Предъявляется входное изображение и начинается функционирование нейронной сети в режиме распознавания. При этом выполняются шаги 3 – 13 алгоритма.

*Шаг 3.* Определяются входные и выходные сигналы элементов  $S$ -слоя:

$$U_{\text{вх } S_i} = s_i^*, U_{\text{вых } S_i} = U_{\text{вх } S_i}, i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 4.* Нормируются выходные сигналы нейронов входного слоя и определяются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя:

$$U_{\text{ВХ}Z_i} = \frac{U_{\text{ВЫХ}S_i}}{U_{\text{ВЫХ}S_{i\text{max}}}}, \quad i = 1, \dots, n;$$

$$U_{\text{ВЫХ}Z_i} = U_{\text{ВХ}Z_i}, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 5.* Для каждого распределенного  $Y$ -нейрона рассчитываются его входной и выходной сигналы:

$$U_{\text{ВХ}Y_j} = \sum_{i=1}^n b_{ij} U_{\text{ВЫХ}Z_i}, \quad j = 1, \dots, q;$$

$$U_{\text{ВЫХ}Y_j} = U_{\text{ВХ}Y_j}, \quad j = 1, \dots, q.$$

*Шаг 6.* Пока не найдены все  $Y$ -нейроны, весовые векторы которых в соответствии с заданным значением параметра сходства  $p$  соответствуют входному вектору  $S^*$ , выполняются шаги 7 – 13 алгоритма.

*Шаг 7.* В  $Y$ -слое определяется элемент  $Y_j$ , удовлетворяющий условию:  $U_{\text{ВЫХ}Y_j} \geq U_{\text{ВЫХ}Y_j}$ ,  $j = 1, \dots, q$ . Если таких элементов несколько, то выбирается нейрон с наименьшим индексом. Если  $U_{\text{ВЫХ}Y_j} = -1$ , то все распределенные  $Y$ -элементы заторможены и входное изображение не может быть распознано.

*Шаг 8.* Выходной сигнал нейрона-победителя  $Y_j$  задается равным единице:  $U_{\text{ВЫХ}Y_j} = 1$ , выходы всех остальных  $Y$ -нейронов сети обнуляются.

*Шаг 9.* Рассчитываются входные сигналы элементов интерфейсного слоя:  $U_{\text{ВХ}Z_i} = U_{\text{ВЫХ}Y_j} t_{ji}$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

*Шаг 10.* Определяется параметр сходства  $p_j$  для нейрона-победителя.

*Шаг 11.* Выполняется сравнение  $p_j$  с заданным параметром сходства  $p$ . Если  $p_j < p$ , то нейрон  $Y_j$  затормаживается и не принимает дальнейшего участия в соревнованиях при предъявлении текущего изображения  $S^*$ . После этого осуществляется переход к шагу 7 алгоритма. Если  $p_j \geq p$ , то входное изображение  $S^*$  соответствует классу изображений, эталонный представитель которого хранится в весах связей нейрона  $Y_j$ .

*Шаг 12.* Нейрон  $R^1$  выходным сигналом нейрона  $R$  переводится в активное состояние. Единичные выходные сигналы нейронов  $R^1$  и  $Y_j$  переводят в активное состояние элемент  $Y_j^1$  регистрирующего слоя:  $U_{\text{ВЫХ}Y_j^1} = 1$ . Сигнал с выхода нейрона  $Y_j^1$  затормаживает нейрон  $Y_j$  и по цепи обратной связи фиксирует активное состояние нейрона  $Y_j^1$ .

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 13.* Проверяется условие останова  $U_{\text{вых}Y_k} = -1, k = 1, \dots, q$ . Если условие останова работы алгоритма не выполняется, то переход на шаг 6 алгоритма. В противном случае осуществляем переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 14.* Останов.

Как и в случае, рассмотренном выше для нейронных сетей АРТ-2 $s$ , на выходах нейронов  $Y^1$ -слоя может не быть ни одного, один или несколько единичных сигналов. В первом случае входное изображение не похоже ни на одно из изображений, хранящихся в памяти сети. Во втором случае в памяти сети имеется только одно изображение, подходящее входному изображению по величине параметра сходства, в третьем случае – таких изображений несколько.

Таким образом, разработана непрерывная нейронная сеть АРТ-2 $ms$  для решения задач, имеющих одно-, два или большее число решений.

### ***5.2.3. Разработка непрерывной нейронной сети адаптивной резонансной теории АРТ-2Д $s$ для решения задач с несколькими решениями***

Нейронные сети АРТ-2Д предназначены для распознавания процессов по их принадлежности к определенным областям изменения переменных. Границы этих областей сформированы с помощью верхних и нижних огибающих этих процессов в режиме обучения. Если процесс протекает на границе двух таких областей, то его можно отнести к обеим областям, т.е. к двум классам процессов. В тех случаях, когда в процессе функционирования объект существенно меняет режим своей работы (например, с режима холостого хода на полную нагрузку), число наблюдаемых классов процессов может быть и больше двух. Следовательно, необходимо, чтобы нейронная сеть могла определять несколько возможных решений или выделять последовательность сменяющих друг друга решений. Для этого в архитектуру нейронной сети АРТ-2Д вводится слой  $X^1$  регистрирующих нейронов (рис. 5.4).

Нейронная сеть АРТ-2Д и АРТ-2Д $s$  в режиме обучения функционируют аналогично. В режиме распознавания их функционирование различно, поэтому рассмотрим только алгоритм работы нейронной сети АРТ-2Д $s$  в режиме распознавания.

#### **Алгоритм функционирования нейронной сети АРТ-2Д $s$ в режиме распознавания при поиске нескольких решений**

В алгоритме приняты такие же обозначения, что и в алгоритме функционирования сети АРТ-2Д в режиме распознавания.

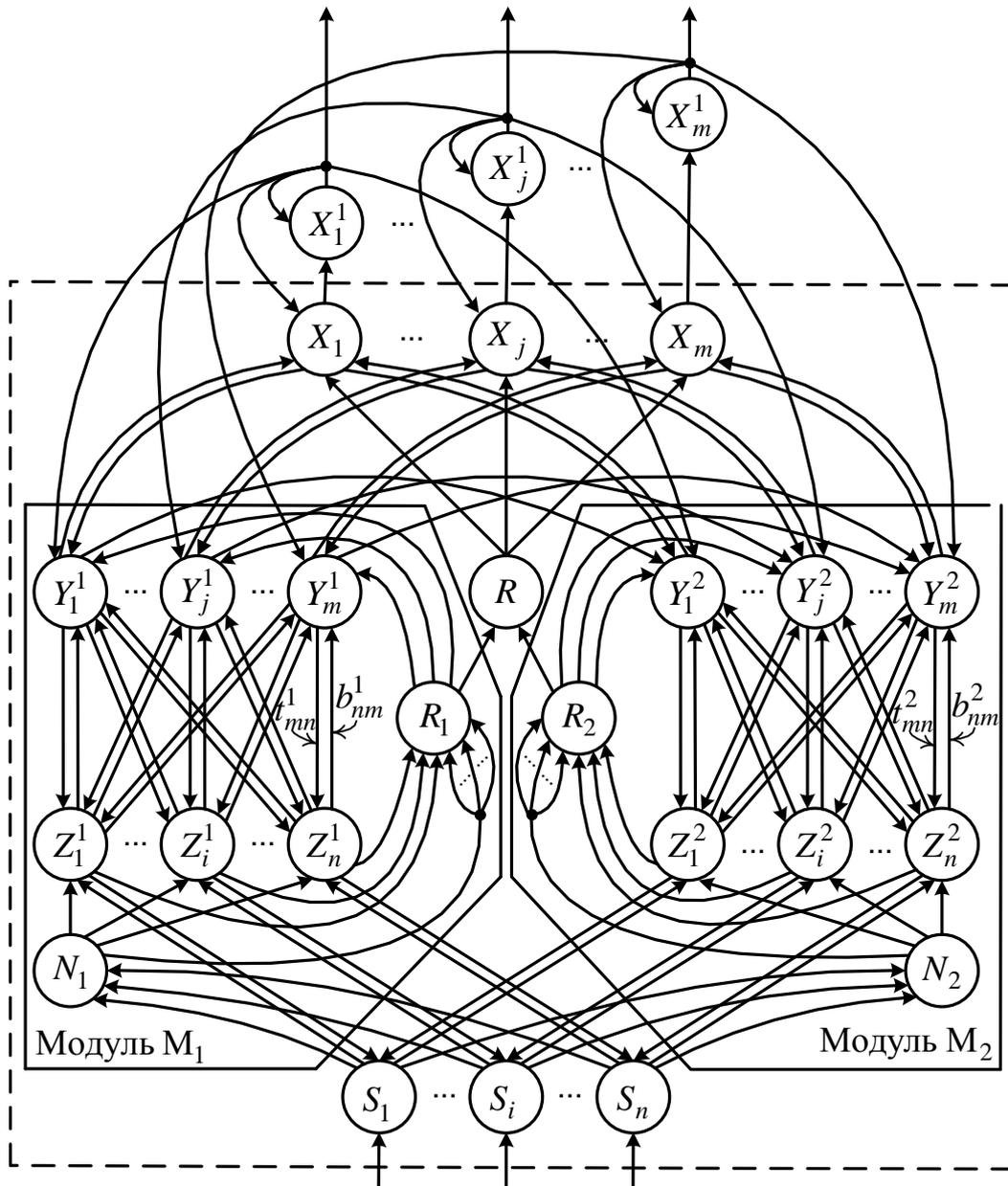


Рис. 5.4. Архитектура нейронной сети АРТ-2Дs для поиска нескольких решений

Алгоритм работы сети в режиме распознавания предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры и веса связей сети. Задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов.

*Шаг 2.* На вход нейронной сети подается входное изображение  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ , соответствующее  $l$ -му режиму функционирования объекта и для него начинается выполнение шагов 3 – 19 алгоритма.

*Шаг 3.* Входным вектором  $S^*$  определяются входные и выходные сигналы нейронов  $S$ -слоя

$$U_{\text{вх } S_i} = s_i^*; \quad U_{\text{вых } S_i} = U_{\text{вх } S_i}, \quad i = 1, \dots, n.$$

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 4.* Нормируются входные сигналы нейронов интерфейсных слоев модулей  $M_1$  и  $M_2$ :

$$U_{\text{вх } Z_i^1} = U_{\text{вх } Z_i^2} = U_{\text{ввых } S_i} / U_{\text{ввых } S_{i\max}}, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 5.* В модуле  $M_1$  нейронной сети определяются выходные сигналы нейронов  $Z$ -слоя:

$$U_{\text{ввых } Z_i^1} = U_{\text{вх } Z_i^1}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Начинается поиск всех классов изображений, к которым может относиться входное изображение  $S^*$ .

*Шаг 6.* Рассчитываются входные и выходные сигналы распознающих нейронов модуля  $M_1$ :

$$U_{\text{вх } Y_j^1} = \sum_{i=1}^n b_{ij}^1 U_{\text{ввых } Z_i^1}, \quad j = 1, \dots, m.$$

Если  $U_{\text{ввых } Y_j^1} \neq -1$ , то  $U_{\text{ввых } Y_j^1} = U_{\text{вх } Y_j^1}$ ,  $j = 1, \dots, m$ .

*Шаг 7.* Пока не найден нейрон-победитель  $Y_j^1$  первого модуля сети, выполняются шаги 8 – 11 алгоритма.

*Шаг 8.* В  $Y^1$ -слое модуля  $M_1$  нейронной сети определяется элемент  $Y_j^1$ , выходной сигнал которого удовлетворяет условию:

$$U_{\text{ввых } Y_j^1} \geq U_{\text{ввых } Y_j^1}, \quad j = 1, \dots, m,$$

а элемент  $Y_j^1$  хранит информацию о некотором  $l$ -м режиме функционирования объекта.

Если таких элементов несколько, то выбирается нейрон с наименьшим индексом  $j$ . Если  $U_{\text{ввых } Y_j^1} = -1$ , то все распознающие элементы модуля  $M_1$  заторможены, а входное изображение относится к новому классу, которого нет в памяти модуля  $M_1$  нейронной сети. Выводится сообщение об этом и алгоритм прекращает свою работу (переход на шаг 19 алгоритма).

*Шаг 9.* Задается единичный выходной сигнал нейрона-победителя  $Y_j^1$  ( $U_{\text{ввых } Y_j^1} = 1$ ) и обнуляются выходные сигналы всех незаторможенных нейронов распознающего слоя. Рассчитываются входные и выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя:

$$U_{\text{вх } Z_i^1} = U_{\text{вых } Y_j^1} t_{ji}^1, \quad i = 1, \dots, n;$$

$$U_{\text{вых } Z_i^1} = U_{\text{вх } Z_i^1}, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 10.* Определяется параметр сходства  $p_1$  для входного изображения  $S^*$ , соответствующего  $l$ -му режиму функционирования объекта, и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_j^1$  первого модуля:  $p_1 = \left\| P_1^l(k, t_i) \right\| / K(T+1)$ , где  $P_1^l(k, t_i)$  – функция, соответствующая  $l$ -му динамическому режиму ( $l = 1, \dots, L$ ), распознаваемому по минимальным значениям  $I_{k \min}^l(t_i)$  переменных в соответствующие моменты времени  $I_k^l(t_i)$ ,  $k = 1, \dots, K$ ,  $t_i = 0, 1, \dots, T$ ;  $K$  – число переменных в  $l$ -м динамическом режиме; функция  $P_1^l(k, t_i)$  определяется соотношением (4.6), а ее норма  $\left\| P_1^l(k, t_i) \right\|$  – соотношением (4.7).

*Шаг 11.* Проверяется соответствие по значению параметра сходства входных процессов (изображение  $S^*$ ) по нижним границам областей  $D_k^l$  ( $k = 1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p_1 \geq p$ , где  $p$  – заданное минимальное значение параметра сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_j^1$  модуля  $M_1$ . Если условие не выполняется, то нейрон  $Y_j^1$  затормаживается и начинается поиск нового нейрона-победителя (переход на шаг 8 алгоритма). Если условие выполняется, то переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 12.* Нейрон  $Y_j^1$  модуля  $M_1$  своим выходным сигналом на вход нейрона  $Y_j^2$  модуля  $M_2$  превращает его в нейрон-победитель второго модуля. При этом выходной сигнал нейрона  $Y_j^2$  задается равным единице:  $U_{\text{вых } Y_j^2} = 1$ . Обнуляются выходные сигналы всех незаторможенных нейронов слоя  $Y^1$ .

*Шаг 13.* Рассчитываются выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя модуля  $M_2$ :

$$U_{\text{вых } Z_i^2} = U_{\text{вых } Y_j^2} t_{ji}^2, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 14.* Определяется параметр сходства  $p_2$  для входного изображения  $S^*$  и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_j^2$  второго модуля:  $p_2 = \left\| P_2^l(k, t_i) \right\| / K(T+1)$ , где функция

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

$P_2^l(k, t_i)$  определяется соотношением (4.8), а ее норма  $\|P_2^l(k, t_i)\|$  – соотношением (4.9).

*Шаг 15.* Проверяется соответствие по значению параметра сходства входных процессов (изображение  $S^*$ ) верхним границам областей  $D_k^l$  ( $k=1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p_2 \geq p$ , где  $p$  – заданное минимальное значение параметра сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_J^2$  модуля  $M_2$ . Если условие не выполняется, то нейроны  $Y_J^1$  и  $Y_J^2$  обоих модулей сети исключаются из дальнейшего участия в соревнованиях при входном изображении  $S^*$  ( $U_{\text{вых } Y_J^1} = -1$ ,  $U_{\text{вых } Y_J^2} = 0$ ). Затем осуществляется переход на шаг 8 алгоритма. Если условие выполняется, то осуществляется переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 16.* По вычисленным значениям параметров сходства  $p_1, p_2$  для обоих модулей сети проверяется соответствие процессов  $I_k(t_i), k=1, \dots, K, t_i=0, 1, \dots, T$  изображения  $S^*$  областям  $D_k^l$  ( $k=1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p \leq p_1 + p_2 - 1$ . Если условие выполняется, то входное изображение  $S^*$  распознается как  $l$ -й режим функционирования объекта. На это будет указывать единичный выходной сигнал нейрона  $X_J$ , который переводится в активное состояние единичными выходными сигналами нейронов  $Y_J^1, Y_J^2, R$ . Сигнал  $U_{\text{вых } R} = 1$  появляется только при выполнении трех условий:  $p_1 \geq p, p_2 \geq p, p \leq p_1 + p_2 - 1$ . Если условие  $p \leq p_1 + p_2 - 1$  не выполняется, то переход к шагу 8 алгоритма.

*Шаг 17.* Единичный выходной сигнал нейрона  $X_J$  переводит в активное состояние элемент  $X_J^1$  регистрирующего слоя нейронов:  $U_{\text{вых } X_J^1} = 1$ . Сигнал  $U_{\text{вых } X_J^1}$  по цепи обратной связи фиксирует активное состояние нейрона  $X_J^1$ . Этот же сигнал затормаживает нейроны  $Y_J^1, Y_J^2$  и  $X_J$ .

*Шаг 18.* Проверяется условие останова:  $U_{\text{вых } Y_k^1} = -1, k=1, \dots, q$ , где  $q$  – число распределенных распознающих нейронов. Если условие останова работы алгоритма не выполняется, то переход к шагу 6 алгоритма. В противном случае – переход к следующему шагу алгоритма.

*Шаг 19.* Останов.

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

В результате работы алгоритма на выходах нейронов регистрирующего  $X^1$ -слоя может не быть ни одного, один или несколько единичных сигналов. В первом случае входное изображение несет новую информацию и не является похожим по величине параметра сходства ни на одно из изображений, хранящихся в памяти сети. Во втором и третьем случаях в памяти сети имеется соответственно одно или несколько изображений, подходящих входному изображению по величине параметра сходства.

Таким образом, разработана непрерывная нейронная сеть АРТ-2Дс для решения задач, имеющих одно, два или большее число решений.

### 5.3. Двухнаправленная ассоциативная память на основе дискретных нейронных сетей АРТ, позволяющих находить несколько решений

В разделе 4 на рис. 4.16 изображена архитектура дискретной ДАП, разработанной на основе двух модулей, каждый из которых является дискретной нейронной сетью АРТ-1. Заменим в этих модулях дискретные сети АРТ-1 на сети АРТ-1с, позволяющие определять несколько решений, и уберем входы  $A_1, \dots, A_m$ , предназначенные для восстановления пар ассоциативных изображений. В результате получим ДАП, изображенную на рис. 5.5.

Двухнаправленная ассоциативная память на основе дискретных нейронных сетей АРТ-1с функционирует в двух режимах: обучения и распознавания с последующим определением одного или нескольких ассоциативных изображений. Алгоритм обучения у этой сети такой же, как и у ДАП на основе нейронных сетей АРТ-1. Этот алгоритм описан в подразделе 4.7 монографии и поэтому здесь не рассматривается. Алгоритм функционирования этой ДАП в режиме определения ассоциативных изображений имеет существенные отличия от алгоритма функционирования ДАП на основе нейронных сетей АРТ-1, поэтому приведем его полностью.

#### Алгоритм функционирования ДАП на основе нейронных сетей АРТ-1с в режиме определения ассоциативных изображений

В этом алгоритме приняты те же обозначения, что и в алгоритмах функционирования ДАП на основе дискретных нейронных сетей АРТ-1.

*Шаг 1.* Иницируются параметры  $L$ ,  $p_1$ ,  $p_2$  и веса связей нейронной сети. Задаются нулевые выходные сигналы всех элементов сети.

*Шаг 2.* На вход любого из модулей сети подается входное изображение. Допустим входное изображение (вектор)  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$  подается на вход первого модуля ДАП.

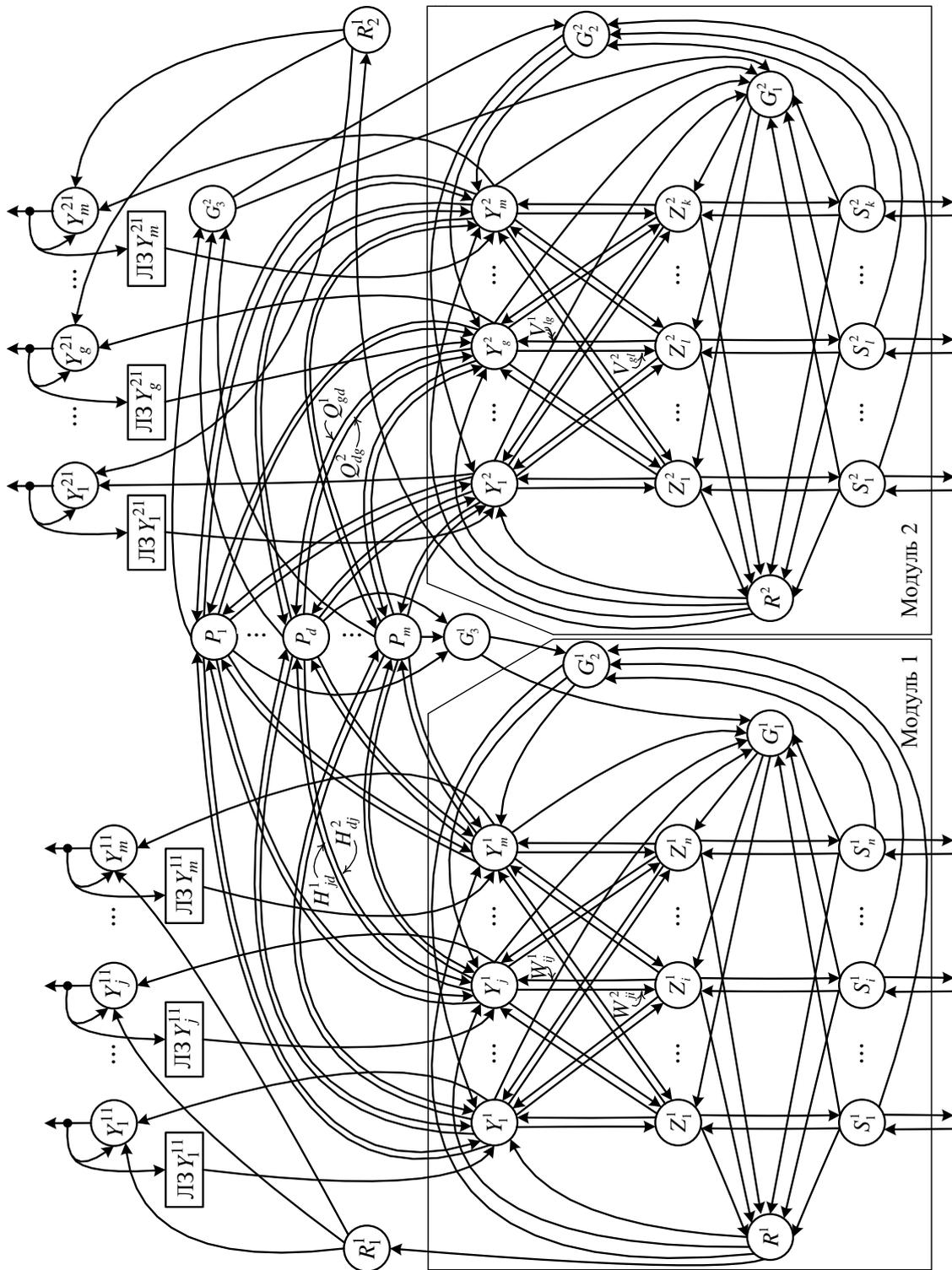


Рис. 5.5. Архитектура ДАН на основе нейронных сетей АРТ-1s, позволяющих определять несколько решений

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 3.* Для входного изображения  $S^*$  выполняются шаги 4 – 19.

*Шаг 4.* Входным изображением  $S^*$  определяются входные и выходные сигналы нейронов  $S_i^1$ ,  $i = 1, \dots, n$  первого модуля ДАП:

$$U_{\text{вх} S_i^1} = s_i^*; U_{\text{вых} S_i^1} = U_{\text{вх} S_i^1}, i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 5.* Вычисляется норма вектора выходных сигналов нейронов входного слоя первого модуля ДАП:

$$\|U_{\text{вых} S^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{вых} S_i^1}.$$

*Шаг 6.* Определяются входные и выходные сигналы элементов интерфейсного слоя первого модуля нейронной сети:

$$U_{\text{вх} Z_i^1} = U_{\text{вых} S_i^1}; U_{\text{вых} Z_i^1} = U_{\text{вх} Z_i^1}; i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 7.* Начинается поиск всех классов изображений, к которым может относиться входное изображение  $S^*$ , поданное на вход первого модуля ДАП или, другими словами, среди всех распределенных распознающих нейронов первого модуля, начинается поиск нейронов, хранящих в весах своих связей изображения, подобные входному изображению по величине параметра сходства. Затем выполняется определение каждому найденному изображению в первом модуле ассоциативного изображения во втором модуле ДАП. Для каждого незаторможенного распознающего  $Y$ -нейрона первого модуля нейронной сети ДАП, рассчитывается его выходной сигнал: если  $U_{\text{вых} Y_j^1} \neq -1$ , то

$$U_{\text{вых} Y_j^1} = U_{\text{вх} Y_j^1} = \sum_{i=1}^n W_{ij}^1 U_{\text{вых} Z_i^1}, j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 8.* Пока в первом модуле не найден нейрон-победитель, весовой вектор которого в соответствии с заданным значением параметра сходства  $p_1$  соответствует входному вектору  $S^*$ , выполняются шаги 9 – 12 алгоритма.

*Шаг 9.* В  $Y$ -слое первого модуля определяется нейрон  $Y_{j_1}^1$ , выходной сигнал которого удовлетворяет условию:

$$U_{\text{вых} Y_{j_1}^1} \geq U_{\text{вых} Y_j^1}, j = 1, \dots, m.$$

Если таких элементов несколько, то выбирается элемент с наименьшим индексом. Если  $U_{\text{вых} Y_{j_1}^1} = -1$ , то все распознающие элементы модуля

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

заторможены и входное изображение не может быть распознано, поскольку относится к новому классу. Выводится сообщение об этом и алгоритм прекращает свою работу (переход на шаг 19 алгоритма).

*Шаг 10.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя:

$$U_{\text{ВЫХ}Z_i^1} = U_{\text{ВЫХ}S_i^1} W_{J1,i}^2, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 11.* Вычисляется норма вектора выходных сигналов нейронов интерфейсного слоя:

$$\|U_{\text{ВЫХ}Z^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{ВЫХ}Z_i^1}.$$

*Шаг 12.* Проверяется по величине параметра сходства  $p_1$  правильность выбора нейрона-победителя  $Y_{J1}^1$  первого модуля нейронной

сети. Если  $p = \frac{\|U_{\text{ВЫХ}Z^1}\|}{\|U_{\text{ВЫХ}S^1}\|} < p_1$ , то условие не выполняется, элемент  $Y_{J1}^1$

затормаживается:  $U_{\text{ВЫХ}Y_{J1}^1} = -1$ ; осуществляется переход к шагу 9

алгоритма. Если  $p \geq p_1$ , то условие, подтверждающее правильность выбора нейрона-победителя  $Y_{J1}^1$  первого модуля выполняется и

осуществляется переход к следующему шагу алгоритма. При этом нейрону-победителю присваивается единичное значение выходного сигнала  $U_{\text{ВЫХ}Y_{J1}^1} = 1$ , а все остальные нейроны, распознающего слоя первого

модуля, переводятся в неактивное состояние: если  $U_{\text{ВЫХ}Y_j^1} \neq -1$ , то

$$U_{\text{ВЫХ}Y_j^1} = 0, \quad j = 1, \dots, m, \quad j \neq J1.$$

*Шаг 13.* Нейрон-победитель  $Y_{J1}^1$  своим единичным выходным сигналом переводит в активное состояние нейрон  $P_{J1}$   $P$ -слоя элементов, который, в свою очередь, переводит в активное состояние нейрон  $Y_{L1}^2$  второго модуля ДАП:

$$U_{\text{ВХ}P_{J1}} = U_{\text{ВЫХ}Y_{J1}^1}; \quad U_{\text{ВЫХ}P_{J1}} = U_{\text{ВХ}P_{J1}}; \quad U_{\text{ВЫХ}P_{J1}} = 1;$$

$$U_{\text{ВХ}Y_{L1}^2} = U_{\text{ВЫХ}P_{J1}}; \quad U_{\text{ВЫХ}Y_{L1}^2} = U_{\text{ВХ}Y_{L1}^2}.$$

При этом все остальные нейроны распознающего слоя второго модуля переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{ВЫХ}Y_g^2} = 0, \quad g = 1, \dots, m, \quad g \neq L1$ .

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 14.* Нейрон  $Y_{j1}^1$  и управляющий нейрон  $R_1^1$  своими единичными выходными сигналами переводят в активное состояние нейрон  $Y_{j1}^{11}$  регистрирующего слоя:  $U_{\text{вых}Y_{j1}^{11}} = 1$ . Сигнал  $U_{\text{вых}Y_{j1}^{11}}$  по цепи обратной связи с выхода элемента  $Y_{j1}^{11}$  на его вход фиксирует активное состояние нейрона  $Y_{j1}^{11}$ . Кроме того, этот сигнал поступает на вход линии задержки ЛЗ  $Y_{j1}^{11}$ , которая задерживает сигнал на время, необходимое для появления изображения на выходе второго модуля ДАП.

*Шаг 15.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсного слоя  $Z_l^2$  ( $l = 1, \dots, k$ ) второго модуля нейронной сети:

$$U_{\text{вых}Z_l^2} = V_{L1,l}^2, \quad l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 16.* Определяются входные и выходные сигналы элементов входного слоя  $S_l^2$  ( $l = 1, \dots, k$ ) второго модуля нейронной сети ДАП:

$$U_{\text{вх}S_l^2} = U_{\text{вых}Z_l^2}, \quad U_{\text{вых}S_l^2} = U_{\text{вх}S_l^2}^2, \quad l = 1, \dots, k.$$

Полученное на выходе второго модуля изображение  $S^{*1} = (s_1^{*1}, \dots, s_k^{*1}) = (U_{\text{вых}S_1^2}, \dots, U_{\text{вых}S_k^2})$  является ассоциацией изображению  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ , поданному на элементы входного слоя первого модуля ДАП.

*Шаг 17.* Сигнал с выхода линии задержки ЛЗ  $Y_{j1}^{11}$  затормаживает нейрон-победитель  $Y_{j1}^1$  первого модуля  $U_{\text{вых}Y_{j1}^1} = -1$ .

*Шаг 18.* Проверяется условие  $U_{\text{вых}Y_r^1} = -1$ ,  $r = 1, \dots, q$ , где  $q$  – число распределенных распознающих нейронов первого модуля ДАП. Если условие не выполняется, то это означает, что входное изображение может быть отнесено еще к одному из классов изображений, хранящихся в весах связей нейронов  $Y^1$ -слоя, поэтому переход к шагу 7 алгоритма и поиск нового нейрона-победителя. Если проверяемое условие выполняется, то это означает, что все распределенные распознающие нейроны первого модуля проверены, следовательно, алгоритм может прекратить свою работу переходом на следующий шаг.

*Шаг 19.* Останов

Сопоставление разработанного алгоритма и алгоритма работы в режиме определения ассоциативных изображений в ДАП на основе дискретных нейронных сетей АРТ-1 показывает, что приведенный алгоритм отличается наличием цикла (шаги 7 – 18) по поиску всех нейронов, хранящих в весах своих связей изображения, подобные

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

входному изображению по величине параметра сходства, а затем определения каждому найденному изображению в первом модуле ДАП ассоциативного изображения во втором модуле сети.

### **5.4. Двухнаправленная ассоциативная память на основе непрерывных нейронных сетей АРТ, позволяющих находить несколько решений**

В предыдущем разделе описана архитектура (рис. 4.14) и алгоритмы функционирования аналоговой ДАП, разработанной на основе двух модулей  $M_1$  и  $M_2$ , каждый из которых представляет собой непрерывную нейронную сеть АРТ-2Д. Заменяем нейронные сети АРТ-2Д в этих модулях на сети АРТ-2Дс, позволяющие определять несколько решений, и уберем входы  $A_1, \dots, A_m$ , предназначенные для восстановления пар ассоциативных изображений. В результате получим двухнаправленную ассоциативную память, изображенную на рис. 5.6, которая может функционировать в двух режимах: обучения и распознавания входных изображений с последующим определением одного или нескольких ассоциативных изображений. Алгоритм обучения у этой сети такой же, как и у ДАП на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д. Этот алгоритм детально описан в четвертом разделе монографии и поэтому здесь не рассматривается. Опишем только алгоритм функционирования ДАП на основе нейронных сетей АРТ-2Дс в режиме распознавания и определения ассоциативных изображений, поскольку он существенно отличается от алгоритма функционирования ДАП на основе нейронных сетей АРТ-2Д.

#### **Алгоритм функционирования ДАП на основе нейронных сетей АРТ-2Дс в режиме распознавания и определения ассоциативных изображений**

В алгоритме приняты такие же обозначения, что и в алгоритме функционирования ДАП на основе нейронных сетей АРТ-2Д. Алгоритм функционирования ДАП в режиме распознавания входных изображений и определения ассоциативных им изображений предполагает выполнение следующих шагов:

*Шаг 1.* Иницируются параметры и веса связей нейронной сети, задаются нулевые выходные сигналы всех нейронов сети.

*Шаг 2.* На вход любого из модулей  $M_1$  или  $M_2$  нейронной сети подается входное изображение. Допустим, что входное изображение подается на вход первого модуля нейронной сети. В этом случае входное изображение должно иметь  $n$  компонент  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$  и для него должны выполняться шаги 3 – 18 алгоритма.

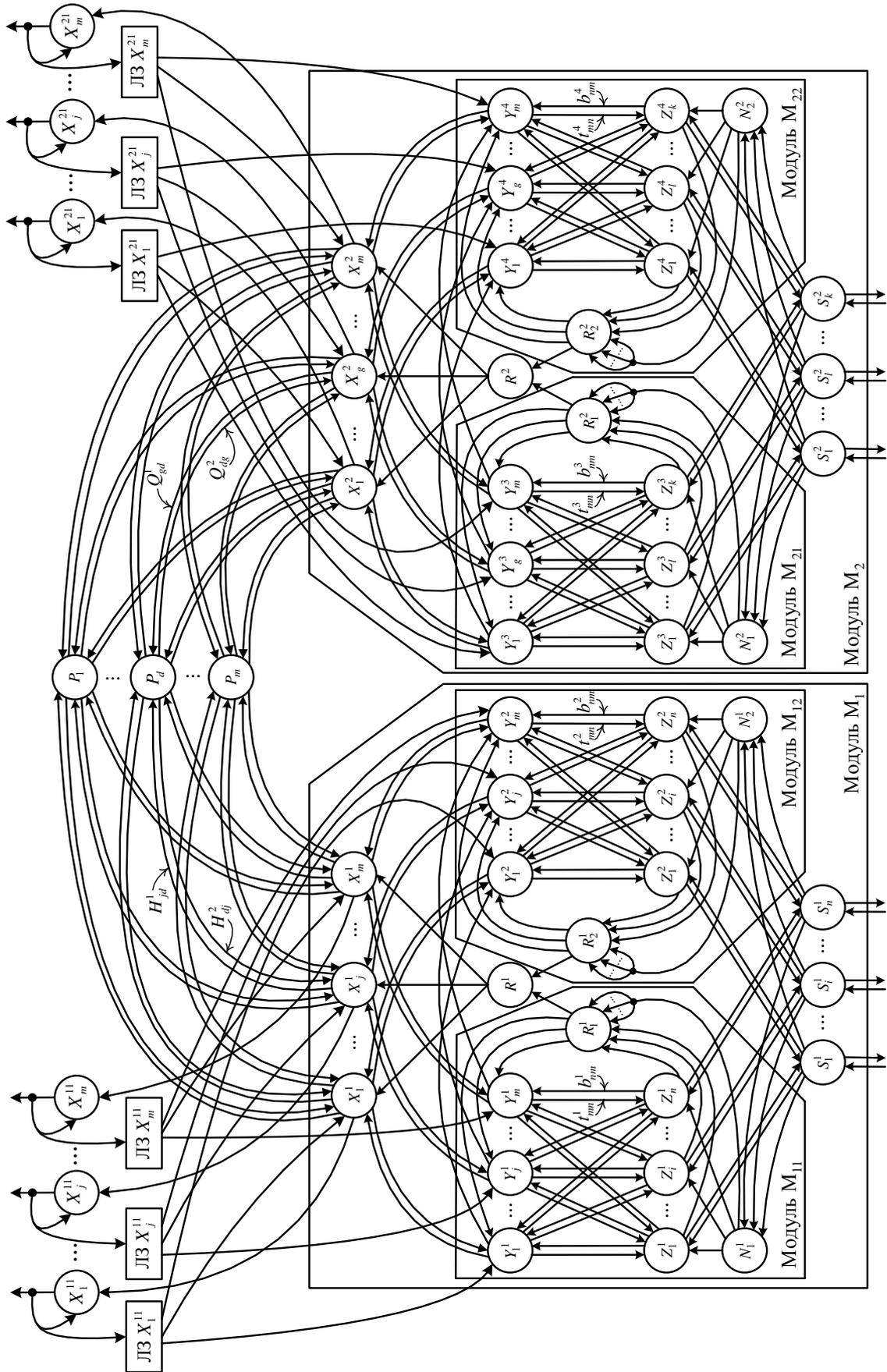


Рис. 5.6. Схема непрерывной ДАП на основе сетей АРТ-2Д, позволяющих определять несколько решений

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

*Шаг 3.* Входным вектором  $S^*$ , соответствующим  $l$ -му режиму функционирования объекта, определяются входные и выходные сигналы нейронов  $S$ -слоя, а затем нормируются входные сигналы нейронов  $Z$ -слоев двух модулей  $M_{11}$  и  $M_{12}$  и определяются выходные сигналы  $Z$ -нейронов модуля  $M_{11}$ :

$$\begin{aligned} U_{\text{ВХ}} S_i &= s_i^*; \quad U_{\text{ВЫХ}} S_i = U_{\text{ВХ}} S_i, \quad i = 1, \dots, n; \\ U_{\text{ВХ}} Z_i^1 &= U_{\text{ВХ}} Z_i^2 = U_{\text{ВЫХ}} S_i / U_{\text{ВЫХ}} S_{i_{\text{max}}}, \quad i = 1, \dots, n; \\ U_{\text{ВЫХ}} Z_i^1 &= U_{\text{ВХ}} Z_i^1, \quad i = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

*Шаг 4.* Начинается поиск всех классов изображений, к которым может принадлежать входное изображение  $S^*$ . Рассчитываются входные и выходные сигналы распознающих нейронов модуля  $M_{11}$ :

$$\begin{aligned} U_{\text{ВХ}} Y_j^1 &= \sum_{i=1}^n b_{ij}^1 U_{\text{ВЫХ}} Z_i^1, \quad j = 1, \dots, m; \\ \text{если } U_{\text{ВЫХ}} Y_j^1 &\neq -1, \text{ то } U_{\text{ВЫХ}} Y_j^1 = U_{\text{ВХ}} Y_j^1, \quad j = 1, \dots, m. \end{aligned}$$

*Шаг 5.* Пока не найден нейрон-победитель  $Y_j^1$  модуля  $M_{11}$ , выполняются шаги 6 – 7 алгоритма.

*Шаг 6.* В  $Y^1$ -слое модуля  $M_{11}$  нейронной сети определяется элемент-победитель  $Y_j^1$ . Если  $U_{\text{ВЫХ}} Y_j^1 = -1$ , то все распознающие элементы модуля  $M_{11}$  заторможены, а входное изображение относится к новому классу, которого нет в памяти модуля  $M_{11}$  нейронной сети. Выводится сообщение об этом и алгоритм прекращает свою работу (переход на шаг 18 алгоритма). Если  $U_{\text{ВЫХ}} Y_j^1 > 0$ , то определяется параметр сходства  $p_1$  для входного изображения  $S^*$  и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_j^1$ .

*Шаг 7.* Проверяется соответствие по значению параметра сходства  $p_1$  изображения  $S^*$  ( $K$  входных процессов  $l$ -го режима функционирования динамического объекта) нижним границам областей  $D_k^l$  ( $k = 1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования объекта, хранящегося в весах связей нейрона  $Y_j^1$ :  $p_1 \geq p$ , где  $p$  – заданное минимальное значение параметра сходства входного изображения и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя модуля  $M_{11}$ . Если  $p_1 < p$ , то нейрон  $Y_j^1$  затормаживается и начинается поиск нового нейрона-победителя в модуле  $M_{11}$  (переход на шаг 6 алгоритма). Если  $p_1 \geq p$ , то изображения

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

соответствуют друг другу по величине параметра сходства и осуществляется переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 8.* Нейрон  $Y_J^1$  модуля  $M_{11}$  своим выходным сигналом на вход нейрона  $Y_J^2$  модуля  $M_{12}$  превращает его в нейрон-победитель второго модуля. При этом выходной сигнал нейрона  $Y_J^2$  задается равным единице:  $U_{\text{вых } Y_J^2} = 1$ . Определяется параметр сходства  $p_2$  для входного изображения  $S^*$  и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_J^2$  модуля  $M_{12}$ .

*Шаг 9.* Проверяется соответствие по значению параметра сходства  $p_2$  входного изображения  $S^*$  ( $K$  входных процессов  $l$ -го режима функционирования динамического объекта) верхним границам областей  $D_k^l$  ( $k = 1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования динамического объекта, хранящегося в весах связей нейрона-победителя  $Y_J^2$ :  $p_2 \geq p$ . Если условие не выполняется, то нейроны  $Y_J^1$  и  $Y_J^2$  обоих модулей сети исключаются из дальнейшего участия в соревнованиях при входном изображении  $S^*$  ( $U_{\text{вых } Y_J^1} = -1$ ,  $U_{\text{вых } Y_J^2} = 0$ ). Затем осуществляется переход на шаг 6 алгоритма. Если неравенство  $p_2 \geq p$  выполняется, то осуществляется переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 10.* По вычисленным значениям параметров сходства  $p_1$ ,  $p_2$  для модулей  $M_{11}$ ,  $M_{12}$  проверяется соответствие изображения  $S^*$  (процессов  $I_k(t_i)$ ,  $k = 1, \dots, K$ ,  $t_i = 0, 1, \dots, T$ ) областям  $D_k^l$  ( $k = 1, \dots, K$ )  $l$ -го режима функционирования динамического объекта:  $p_1 + p_2 - 1 \geq p$ . Если неравенство не выполняется, то нейроны  $Y_J^1$ ,  $Y_J^2$  исключаются из дальнейшего участия в соревнованиях при входном изображении  $S^*$  и осуществляется переход к шагу 6 алгоритма. Если неравенство выполняется, то на выходе управляющего нейрона  $R^1$  появляется единичный выходной сигнал, который совместно с сигналами  $U_{\text{вых } Y_J^1}$  и  $U_{\text{вых } Y_J^2}$  переводит в активное состояние нейрон  $X_J^1$  слоя  $X^1$ -элементов.

*Шаг 11.* Единичный выходной сигнал нейрона  $X_J^1$  переводит в активное состояние элемент  $X_J^{11}$  регистрирующего слоя нейронов:  $U_{\text{вых } X_J^{11}} = 1$ . Сигнал  $U_{\text{вых } X_J^{11}}$  по цепи обратной связи фиксирует активное состояние нейрона  $X_J^{11}$  и поступает на вход линии задержки (ЛЗ).

*Шаг 12.* Нейрон  $X_J^1$  своим единичным выходным сигналом переводит в активное состояние нейрон  $P_J$   $P$ -слоя элементов, который, в

## 5. Разработка сетей АРТ для решения задач с несколькими решениями

свою очередь, переводит в активное состояние нейрон  $X_J^2$  модуля  $M_2$ :  $U_{\text{вых } X_J^2} = 1$ , а все остальные нейроны распознающего  $X^2$ -слоя переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{вых } X_g^2} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq J$ .

*Шаг 13.* Сигнал  $U_{\text{вых } X_J^2} = 1$  переводит в активное состояние нейроны  $Y_J^3$  и  $Y_G^4$  модулей  $M_{21}$ ,  $M_{22}$  нейронной сети:  $U_{\text{вых } Y_J^3} = 1, U_{\text{вых } Y_J^4} = 1$ . Все остальные нейроны  $Y$ -слоев модулей  $M_{21}$  и  $M_{22}$  переводятся в неактивное состояние:  $U_{\text{вых } Y_g^3} = U_{\text{вых } Y_g^4} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq J$ .

*Шаг 14.* Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев  $Z^3$  и  $Z^4$  модуля  $M_2$  нейронной сети:

$$U_{\text{вых } Z_l^3} = t_{Jl}^3, U_{\text{вых } Z_l^4} = t_{Jl}^4, l = 1, \dots, k.$$

*Шаг 15.* На основе выходных сигналов элементов  $Z_l^3$  и  $Z_l^4$  ( $l = 1, \dots, k$ ) модуля  $M_2$  формируются входные и выходные сигналы элементов  $S_1^2, \dots, S_k^2$  слоя  $S^2$ . Полученное на выходе второго модуля изображение  $S^2$  ( $U_{\text{вых } S_1^2}, \dots, U_{\text{вых } S_k^2}$ ) является ассоциацией изображению  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ , поданному на элементы входного слоя модуля  $M_1$  ДАП.

*Шаг 16.* Сигнал с выхода нейрона  $X_J^{11}$ , задержанный линией задержки ЛЗ  $X_J^{11}$ , затормаживает нейроны  $Y_J^1, Y_J^2$  и  $X_J^1$ .

*Шаг 17.* Проверяется условие останова:  $U_{\text{вых } Y_j^1} = -1, j = 1, \dots, q$ , где  $q$  – число распределенных распознающих нейронов  $Y^1$ -слоя модуля  $M_{11}$ . Если условие останова работы алгоритма не выполняется, то это означает, что входное изображение  $S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$  может быть отнесено еще, по меньшей мере, к одному из классов изображений, хранящихся в весах связей нейронов  $Y^1$ -слоя, поэтому осуществляется переход к шагу 4 алгоритма и поиск нового нейрона-победителя. В противном случае – все распределенные  $Y^1$ -нейроны заторможены, следовательно, алгоритм может прекратить свою работу переходом на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 18.* Останов.

Таким образом, в данном разделе разработаны дискретные и непрерывные нейронные сети адаптивной резонансной теории, позволяющие решать задачи с несколькими решениями. На основе этих нейронных сетей предложены нейронные сети двунаправленной ассоциативной памяти, которые могут входным изображениям ставить в соответствие одну или большее число ассоциаций.

## РАЗДЕЛ 6

### НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ХЕММИНГА: ДЛЯ ПОИСКА НЕСКОЛЬКИХ РЕШЕНИЙ, СТАБИЛЬНО-ПЛАСТИЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И СЕТИ, ОБНАРУЖИВАЮЩИЕ НОВУЮ ИНФОРМАЦИЮ

#### 6.1. Нейронная сеть Хемминга

Свое название нейронная сеть получила от расстояния Хемминга, которое используется в мере сходства  $R$  входного изображения и эталонных, хранящихся в весах связей нейронной сети. Входные черно-белые изображения в этой сети представляются в виде  $n$ -мерных бинарных векторов, а мера сходства  $R$  определяется соотношением

$$R = a = n - R_x, \quad (6.1)$$

где  $a$  – число компонент, в которых вектора (входной и эталонный) совпадают;

$n$  – число компонент входного и эталонного векторов;

$R_x$  – расстояние Хемминга между векторами, которое, как известно, равно числу двоичных компонент, в которых вектора различны.

Запишем для биполярных векторов  $S = (S_1^*, \dots, S_n^*)$  и  $Z = (Z_1, \dots, Z_n)$  их скалярное произведение через число совпадающих компонент и расстояние Хемминга

$$S^* Z = \sum_{i=1}^n S_i^* Z_i = a - R_x. \quad (6.2)$$

Исключая из соотношения (6.2) с помощью выражения (6.1)  $R_x$ , несложно получить

$$a = \frac{n}{2} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n S_i^* Z_i. \quad (6.3)$$

## 6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

Правую часть выражения (6.3) можно рассматривать как входной сигнал нейрона, имеющего  $n$  синапсов с весовыми коэффициентами  $Z_i/2$  ( $i=1, \dots, n$ ) и смещение  $n/2$ . Такая интерпретация правой части выражения (6.3) приводит к архитектуре нейронной подсети, изображенной в нижней части рис. 6.1. Одни авторы сеть, изображенную на рис. 6.1, называют сетью Хемминга, другие сеть Хемминга называют только ее нижнюю часть, считая, что приведенная сеть состоит из двух подсетей – Хемминга и Махнет. Будем придерживаться первой точки зрения.

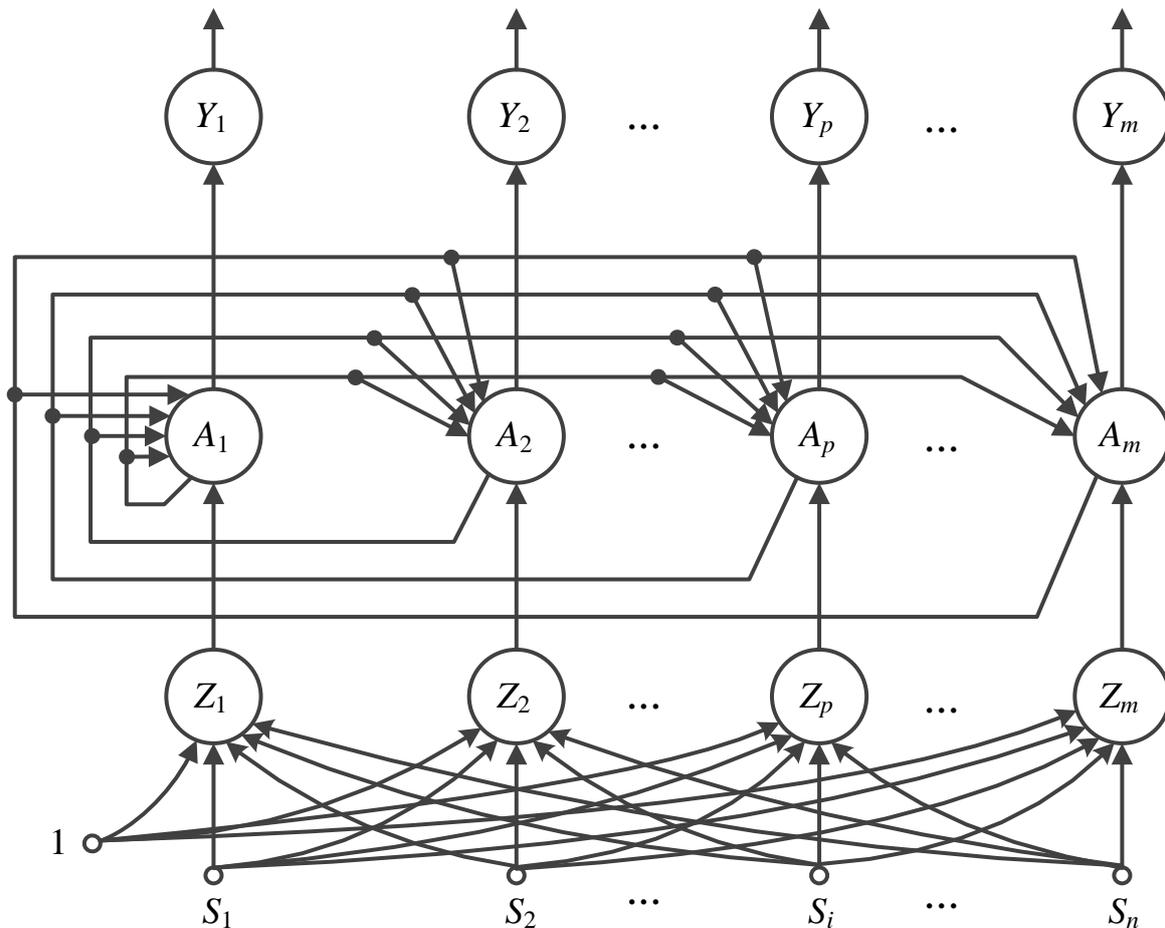


Рис. 6.1. Нейронная сеть Хемминга

Сеть Хемминга имеет  $n$  входных нейронов  $S_1, \dots, S_n$ , воспринимающих бинарные компоненты входных изображений  $S^q = (S_1^q, \dots, S_n^q)$ ,  $q = 1, \dots, L$ . Выходные сигналы  $S$ -элементов при входном изображении  $S^q$  определяются соотношениями:

$$U_{\text{вх } S_i} = S_i^q, \quad U_{\text{вых } S_i} = U_{\text{вх } S_i}, \quad i = 1, \dots, n.$$

При предъявлении входного изображения  $S^q$  каждый  $Z$ -нейрон рассчитывает свой входной сигнал в соответствии с выражением вида (6.3)

$$U_{\text{вх } Z_p} = \frac{n}{2} + \sum_{i=1}^n W_{ip} S_i^q, \quad p = 1, \dots, m,$$

где  $W_{ip}$  ( $i = 1, \dots, n$ ) – веса связей от нейронов входного слоя к нейрону  $Z_p$ , хранящему информацию о  $p$ -м эталонном изображении  $V^p = (v_1^p, \dots, v_n^p)$ .

Функция активации  $Z$ -нейронов описывается соотношением

$$g_Z(U_{\text{вх}}) = \begin{cases} 0, & \text{если } U_{\text{вх}} \leq 0, \\ k_1 U_{\text{вх}}, & \text{если } 0 < U_{\text{вх}} \leq U_{\text{max}}, \\ U_{\text{max}}, & \text{если } U_{\text{вх}} > U_{\text{max}}, \end{cases} \quad (6.4)$$

где  $U_{\text{вх}}$  – входной сигнал  $Z$ -нейрона;

$k_1, U_{\text{max}}$  – константы.

С помощью функции активации (6.4) определяются выходные сигналы нейронов  $Z$ -слоя:  $U_{\text{вых } Z_1}, \dots, U_{\text{вых } Z_m}$ , которые являются входными сигналами нейронов  $A_p$  ( $p = 1, \dots, m$ ). Функция активации нейронов  $A_p$  ( $p = 1, \dots, m$ ) и веса их связей задаются соотношениями:

$$g_A(U_{\text{вх}}) = \begin{cases} U_{\text{вх}}, & \text{если } U_{\text{вх}} > 0, \\ 0, & \text{если } U_{\text{вх}} \leq 0, \end{cases}$$

$$W_{ij}^A = \begin{cases} 1, & \text{если } i = j, \\ -\varepsilon, & \text{если } i \neq j, \quad i, j = 1, \dots, m, \end{cases}$$

где  $\varepsilon$  – константа, удовлетворяющая неравенствам  $0 < \varepsilon \leq 1/m$ .

Слой  $A$ -нейронов функционирует циклически, динамика элементов описывается итерационным выражением

$$U_{\text{вх } A_p}(t+1) = q_A(U_{\text{вых } A_p}(t) - \varepsilon \sum_{j=1, j \neq p}^m U_{\text{вых } A_j}(t)), \quad (6.5)$$

$$p = 1, \dots, m, \quad t = 0, 1, 2, \dots,$$

при начальных условиях

$$U_{\text{вх } A_p}(0) = U_{\text{вых } Z_p}, \quad p = 1, \dots, m. \quad (6.6)$$

Если среди входных сигналов нейронов  $A_1, \dots, A_m$  окажется один наибольший сигнал  $U_{\text{вых } A_p}$ , то в результате итерационного процесса в подсети Махнет только один  $A$ -нейрон останется с выходным сигналом, большим нуля. Поскольку выходные сигналы  $A$ -элементов поступают на входы  $Y$ -нейронов, которые имеют функцию активации вида

$$g_Y(U_{\text{вх}}) = \begin{cases} 1, & \text{если } U_{\text{вх}} > 0, \\ 0, & \text{если } U_{\text{вх}} \leq 0, \end{cases}$$

то в результате на выходе сети Хемминга только один нейрон  $Y_p$  окажется с единичным выходным сигналом. Единичный выход этого нейрона и нулевые всех остальных и будут указывать на то, что предъявленное изображение  $S^q$  наиболее близко, в смысле расстояния Хемминга, к эталонному изображению, хранящемуся в весах связей нейрона  $Z_p$ .

Заметный недостаток сети Хемминга – она не выделяет два или более эталонных изображений, имеющих с предъявленным изображением одинаковые максимальные меры близости. В этом случае подсеть Махнет не может выделить единственный максимальный сигнал и в результате ее функционирования на выходах всех  $A$ - и  $Y$ -нейронов появятся нулевые сигналы.

## 6.2. Нейронная сеть Хемминга, способная определять несколько решений

Разработаем нейронную сеть, использующую расстояние Хемминга и классифицирующую изображения, находящиеся на минимальном расстоянии Хемминга от одного, двух или трех эталонных изображений хранящихся в весах связей нейронной сети. Архитектура этой сети приведена на рис. 6.2.

Каждый нейрон  $S_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) связан со входом каждого элемента  $Z_p$  ( $p = 1, \dots, m$ ) связями с весами  $W_{ip}$ . Веса связей  $W_{1p}, \dots, W_{np}$  содержат информацию о  $p$ -м эталонном изображении  $V^p = (V_1^p, \dots, V_n^p)$ :

$$W_{1p} = V_1^p / 2, \dots, W_{np} = V_n^p / 2.$$

При предъявлении входного изображения  $S^* = (S_1^*, \dots, S_m^*)$  каждый  $Z$ -нейрон рассчитывает свой входной и выходной сигналы. Выходные сигналы  $U_{\text{вых } Z_1}, \dots, U_{\text{вых } Z_m}$   $Z$ -элементов являются входными сигналами  $a_1, \dots, a_m$  подсети Махнет.

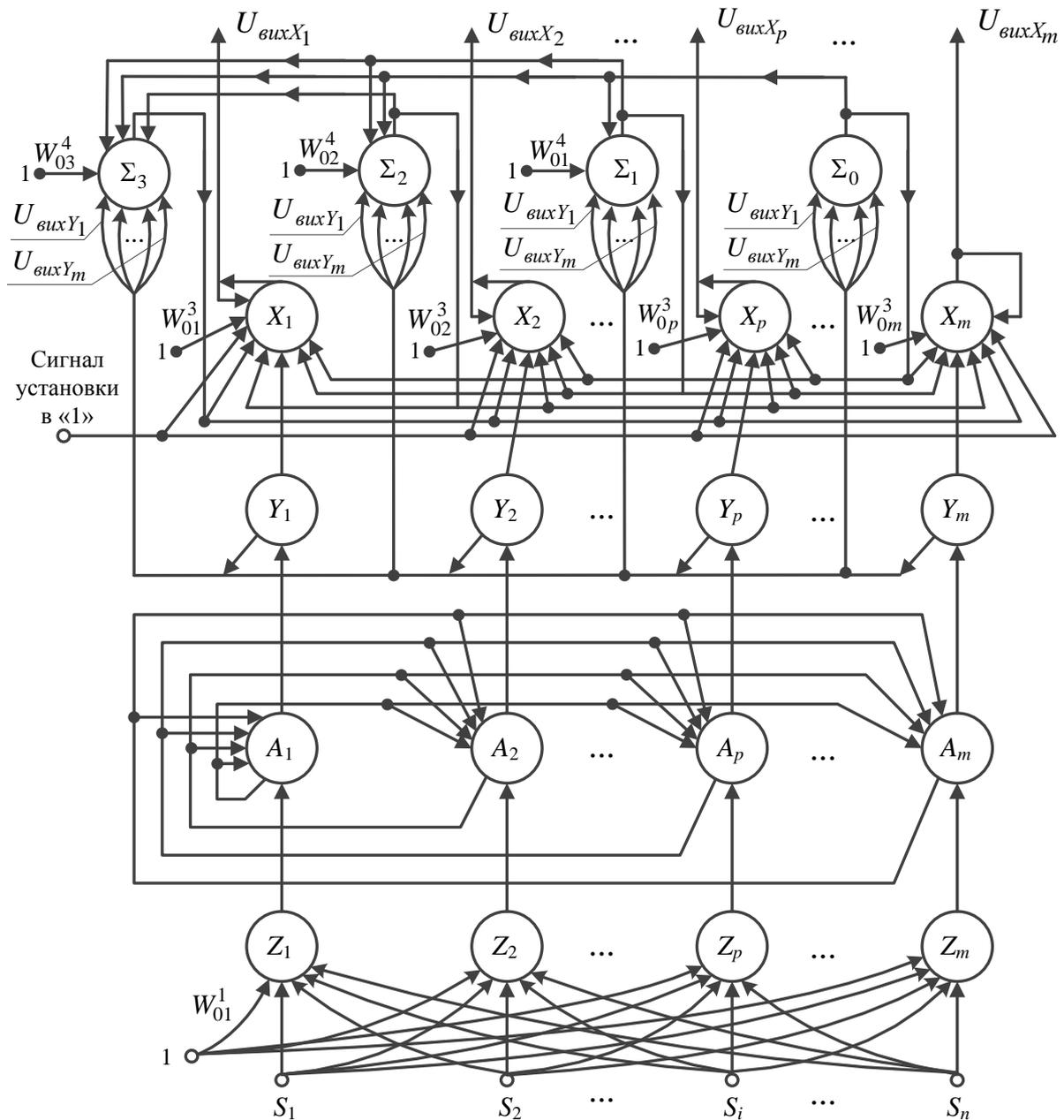


Рис. 6.2. Нейронная сеть, использующая расстояние Хемминга и классифицирующая изображения, находящиеся на минимальном расстоянии от одного, двух или трех эталонных изображений

Сеть функционирует циклически, динамика нейронов описывается итерационным соотношением (6.5) при начальных условиях (6.6). Выходные сигналы нейронов в результате итерационной процедуры постепенно уменьшаются.

Если среди входных сигналов  $a_1, \dots, a_m$  нейронов  $A_1, \dots, A_m$  имеется один наибольший сигнал  $a_p$  ( $p \in \{1, 2, \dots, m\}$ ), то в результате итерационного процесса в подсети Maxnet только один нейрон  $A_p$  останется с выходным сигналом, большим нуля.

Если максимальных сигналов два или больше, то на выходах всех нейронов в результате итерационного процесса окажутся нулевые

## 6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

выходные сигналы. Для преодоления недостатка сети Хемминга необходимо до окончания итерационного процесса выделять одинаковые максимальные выходные сигналы с помощью дополнительных нейронов.

Архитектура предлагаемой нейронной сети отличается от архитектуры известной сети Хемминга, наличием двух дополнительных слоев нейронов:  $X$ -слоя и  $\Sigma$ -слоя.

Нейроны  $X$ - и  $\Sigma$ -слоя имеют функцию активации вида

$$g(U_{\text{вх}}) = \begin{cases} 1, & \text{если } U_{\text{вх}} \geq 0, \\ 0, & \text{если } U_{\text{вх}} < 0, \end{cases} \quad (6.7)$$

где  $U_{\text{вх}}$  – входной сигнал нейрона, имеющего функцию активации  $g(U_{\text{вх}})$ .

Входные сигналы  $U_{\text{вх} X_p}$  ( $p = 1, \dots, m$ ), нейронов  $X$ -слоя описываются следующим выражением:

$$U_{\text{вх} X_p} = U_{\text{вых} X_p} W_{X_p X_p} + U_{\text{вых} Y_p} W_{Y_p X_p} + \sum_{i=0}^3 W_{\Sigma_i X_p} U_{\text{вых} \Sigma_i} + W_{0p}^3 \cdot 1, \quad (6.8)$$

где  $U_{\text{вых} X_p}$ ,  $U_{\text{вых} Y_p}$  ( $p = 1, \dots, m$ ) – соответственно выходные сигналы нейронов  $X$ - и  $Y$ -слоя;

$W_{X_p X_p}$  – вес обратной связи нейрона  $X_p$  ( $p = 1, \dots, m$ );

$W_{Y_p X_p}$  – вес связи с выхода нейрона  $Y_p$  на вход нейрона  $X_p$  ( $p = 1, \dots, m$ );

$W_{\Sigma_i X_p}$  – вес связи от нейрона  $\Sigma_i$  ( $i = 0, 1, 2, 3$ ) к нейрону  $X_p$  ( $p = 1, \dots, m$ );

$U_{\text{вых} \Sigma_i}$  ( $i = 0, 1, 2, 3$ ) – выходные сигналы нейронов  $\Sigma$ -слоя;

$W_{0p}^3$  – вес связи сигнала смещения нейрона  $X_p$  ( $p = 1, \dots, m$ ).

Входные сигналы нейронов  $\Sigma$ -слоя описываются соотношениями:

$$U_{\text{вх} \Sigma_0} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых} Y_p} W_{Y_p \Sigma_0}; \quad (6.9)$$

$$U_{\text{вх} \Sigma_1} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых} Y_p} W_{Y_p \Sigma_1} + U_{\text{вых} \Sigma_0} W_{\Sigma_0 \Sigma_1} + W_{01}^4 \cdot 1; \quad (6.10)$$

$$U_{\text{вх} \Sigma_2} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых} Y_p} W_{Y_p \Sigma_2} + U_{\text{вых} \Sigma_1} W_{\Sigma_1 \Sigma_2} + U_{\text{вых} \Sigma_0} W_{\Sigma_0 \Sigma_2} + W_{02}^4 \cdot 1; \quad (6.11)$$

$$U_{\text{вх } \Sigma_3} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых } Y_p} W_{Y_p \Sigma_3} + U_{\text{вых } \Sigma_2} W_{\Sigma_2 \Sigma_3} + U_{\text{вых } \Sigma_1} W_{\Sigma_1 \Sigma_3} + \\ + U_{\text{вых } \Sigma_0} W_{\Sigma_0 \Sigma_3} + W_{03}^4 \cdot 1, \quad (6.12)$$

где  $U_{\text{вых } Y_p}$  – выходной сигнал нейрона  $Y_p$ ,  $p = 1, \dots, m$ ;  
 $W_{Y_p \Sigma_j}$  – вес связи от нейрона  $Y_p$  к нейрону  $\Sigma_j$ ,  $W_{Y_p \Sigma_j} = -1$ ,  
 $p = 1, \dots, m$ ,  $j = 0, 1, 2, 3$ ;  
 $U_{\text{вых } \Sigma_j}$  – выходной сигнал нейрона  $\Sigma_j$ ,  $j = 0, 1, 2, 3$ ;  
 $W_{\Sigma_k \Sigma_{k+1}}$  – вес связи от нейрона  $\Sigma_k$  к нейрону  $\Sigma_{k+1}$ ,  $k = 0, 1, 2$ ;  
 $W_{0j}^4$  – вес связи сигнала смещения нейрона  $\Sigma_j$ ,  $j = 1, 2, 3$ ,  $W_{0j}^4 = j$ .

Если на выходах четырех или большего числа  $A$ -нейронов имеются положительные выходные сигналы, которые вызывают единичные выходные сигналы на выходах соответствующих  $Y$ -нейронов, то сигналы  $U_{\text{вх } \Sigma_1}$ ,  $U_{\text{вх } \Sigma_2}$ ,  $U_{\text{вх } \Sigma_3}$  – отрицательны. В соответствии с функцией активации (6.7) на выходах нейронов  $\Sigma_1$ ,  $\Sigma_2$ ,  $\Sigma_3$  будут нулевые выходные сигналы. Если на выходах только трех  $A$ -нейронов будут положительные сигналы, например, у нейронов  $A_{p1}$ ,  $A_{p2}$  и  $A_{p3}$ , то тогда в соответствии с выражением (6.12) имеем:  $U_{\text{вх } \Sigma_3} = 0$ .

При нулевом входном сигнале  $U_{\text{вх } \Sigma_3} = 0$  и функции активации нейрона  $\Sigma_3$  вида (6.7) на выходе нейрона появится единичный выходной сигнал  $U_{\text{вых } \Sigma_3} = 1$ , который поступит на входы всех нейронов  $X$ -слоя. В соответствии с выражением (6.8) на входах  $X$ -нейронов будут следующие входные сигналы:  $U_{\text{вх } X_p} = -1$ ,  $p = 1, \dots, m$ ,  $p \neq p_1, p_2, p_3$ ;  
 $U_{\text{вх } X_p} = 0$ ,  $p = p_1, p_2, p_3$ .

Таким образом, на выходах нейронов  $X_p$  ( $p = 1, \dots, m$ ,  $p \neq p_1, p_2, p_3$ ) будут нулевые выходные сигналы, а на выходах нейронов  $X_{p1}$ ,  $X_{p2}$ ,  $X_{p3}$  будут единичные выходные сигналы.

При появлении на выходах нейронов  $X_{p1}$ ,  $X_{p2}$ ,  $X_{p3}$  единичных сигналов эти сигналы по цепи обратной связи с весом  $W_{X_p X_p} = 2$  ( $p = p_1, p_2, p_3$ ) поступают на входы этих нейронов. Сигналы обратной связи этих нейронов будут поддерживать неотрицательные входные сигналы даже тогда, когда будут выполняться условия  $U_{\text{вых } \Sigma_3} = 0$ ;  
 $U_{\text{вых } Y_{p1}} = U_{\text{вых } Y_{p2}} = U_{\text{вых } Y_{p3}} = 0$ . Таким образом, если входное изображение находится на одинаковом минимальном расстоянии Хемминга от трех эталонных изображений, хранящихся в весах связей

## 6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

нейронов  $Z_{p1}, Z_{p2}, Z_{p3}$ , то выходные сигналы нейронов  $A_{p1}, A_{p2}, A_{p3}$  одновременно становятся равными нулю. При этом  $U_{\text{вых } A_{p1}} = U_{\text{вых } A_{p2}} = U_{\text{вых } A_{p3}} = U_{\text{вых } \Sigma_3} = 0$  и  $U_{\text{вых } X_{p1}} = U_{\text{вых } X_{p2}} = U_{\text{вых } X_{p3}} = 1$ . Следовательно, на выходе нейронной сети остаются единичные сигналы нейронов, указывающих от каких трех изображений находится входное изображение на минимальном расстоянии.

Если сигналы на выходах  $A$ -нейронов не одновременно становятся равными нулю, например, вначале на выходе одного нейрона  $A_p$  ( $p = p_1, p_2, p_3$ ) появляется нулевой сигнал, например,  $U_{\text{вых } A_{p3}} = 0$ , то тогда единичный сигнал на выходе нейрона  $X_{p3}$  должен быть сброшен в нуль. Это достигается следующим образом:

1. В соответствии с выражением (6.11) срабатывает нейрон  $\Sigma_2$ :  $U_{\text{вх } \Sigma_2} = 0$  и  $U_{\text{вых } \Sigma_2} = 1$ .

2. Выходной сигнал нейрона  $\Sigma_2$  затормаживает нейрон  $\Sigma_3$ , поскольку по соотношению (6.12) при  $W_{\Sigma_2 \Sigma_3} = -4$  имеем  $U_{\text{вх } \Sigma_3} = -3$  и  $U_{\text{вых } \Sigma_3}(-3) = 0$ .

3. В соответствии с выражением (6.8) входной сигнал нейрона  $X_{p3}$  будет отрицательным, а выходной – нулевым.

4. В соответствии с выражением (6.8) входные сигналы нейронов  $X_{p1}, X_{p2}$  будут неотрицательны, а выходные – единичными.

5. Если сигналы  $U_{\text{вых } A_{p1}}$  и  $U_{\text{вых } A_{p2}}$  одновременно станут нулевыми, то на выходах нейронов  $X_{p1}, X_{p2}$  останутся единичные выходные сигналы, указывающие на то, что входное изображение находится на одинаковом расстоянии Хемминга от эталонных изображений, хранящихся в весах связей нейронов  $Z_{p1}, Z_{p2}$ .

Если сигналы  $U_{\text{вых } A_{p1}}$  и  $U_{\text{вых } A_{p2}}$  не обращаются одновременно в нуль, а вначале, например, становится нулевым сигнал  $U_{\text{вых } A_{p2}}$ , то в этом случае единичный сигнал останется только на выходе нейрона  $X_{p1}$ , указывая, что входное изображение находится на минимальном расстоянии Хемминга от эталонного изображения, хранящегося в весах связей нейрона  $Z_{p1}$ . Действительно в этом случае имеем:

$$U_{\text{вых } A_{p1}} \neq 0; \quad U_{\text{вых } Y_p} = 0, \quad p = 1, \dots, m, \quad p \neq p_1;$$

$$U_{\text{вх } \Sigma_0} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых } Y_p} W_{Y_p \Sigma_0} = U_{\text{вых } Y_{p1}} W_{Y_{p1} \Sigma_0} = 1 \cdot (-1) = -1;$$

$$U_{\text{вых } \Sigma_0} = g(U_{\text{вх } \Sigma_0} = -1) = 0;$$

$$U_{\text{вх } \Sigma_1} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых } Y_p} W_{Y_p \Sigma_1} + U_{\text{вых } \Sigma_0} W_{\Sigma_0 \Sigma_1} + W_{01}^4 \cdot 1 = 0;$$

$$U_{\text{вых } \Sigma_1} = g(U_{\text{вх } \Sigma_1} = 0) = 1;$$

$$U_{\text{вх } \Sigma_2} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых } Y_p} W_{Y_p \Sigma_2} + U_{\text{вых } \Sigma_1} W_{\Sigma_1 \Sigma_2} + U_{\text{вых } \Sigma_0} W_{\Sigma_0 \Sigma_2} + W_{02}^4 \cdot 1 = -1;$$

$$U_{\text{вых } \Sigma_2} = g(U_{\text{вх } \Sigma_2} = -1) = 0;$$

$$U_{\text{вх } \Sigma_3} = \sum_{p=1}^m U_{\text{вых } Y_p} W_{Y_p \Sigma_3} + U_{\text{вых } \Sigma_2} W_{\Sigma_2 \Sigma_3} + U_{\text{вых } \Sigma_1} W_{\Sigma_1 \Sigma_3} +$$

$$+ U_{\text{вых } \Sigma_0} W_{\Sigma_0 \Sigma_3} + W_{03}^4 \cdot 1 = -1;$$

$$U_{\text{вых } \Sigma_3} = g(U_{\text{вх } \Sigma_3} = -1) = 0;$$

$$U_{\text{вх } X_p} = \sum_{i=0}^3 U_{\text{вых } \Sigma_i} W_{\Sigma_i X_p} + U_{\text{вых } X_p} W_{X_p X_p} + U_{\text{вых } Y_p} W_{Y_p X_p} + W_{0p}^3 \cdot 1 = -1;$$

$$U_{\text{вых } X_p} = g(U_{\text{вх } X_p} = -1) = 0;$$

$p \neq p_1$

$$U_{\text{вх } X_{p_1}} = \sum_{i=0}^3 U_{\text{вых } \Sigma_i} W_{\Sigma_i X_{p_1}} + U_{\text{вых } X_{p_1}} W_{X_{p_1} X_{p_1}} + U_{\text{вых } Y_{p_1}} W_{Y_{p_1} X_{p_1}} + W_{0p_1}^3 \cdot 1 = 2;$$

$$U_{\text{вых } X_{p_1}} = g(U_{\text{вх } X_{p_1}} = 2) = 1.$$

где  $W_{\Sigma_0 \Sigma_1} = -2$ ;  $W_{\Sigma_0 \Sigma_2} = -3$ ;  $W_{\Sigma_0 \Sigma_3} = -4$ ;  $W_{\Sigma_1 \Sigma_2} = -2$ ;  $W_{\Sigma_1 \Sigma_3} = -3$ .

Следовательно, в этом случае только на выходе одного нейрона  $X$ -слоя будет единичный выходной сигнал, указывающий на то, что входное изображение находится на минимальном расстоянии Хемминга от эталонного изображения, хранящегося в весах связей нейрона  $Z_{p_1}$ .

Таким образом, разработана нейронная сеть, использующая расстояние Хемминга при распознавании черно-белых изображений и способная распознавать изображения, находящиеся на минимальном расстоянии Хемминга от одного, двух или трех эталонных изображений, хранящихся в весах связей нейронной сети.

### 6.3. Стабильно-пластичные нейронные сети, использующие расстояние Хемминга и способные распознавать новую информацию

Одно из основных достоинств нейронных сетей АРТ – возможность дообучаться или возможность запоминать новую информацию без искажения уже хранящейся в памяти сети. Из-за этого свойства нейронные сети АРТ получили название стабильно-пластичных нейронных сетей. Эта

способность нейронных сетей АРТ обеспечивается наличием дополнительных нейронов, на которые и записывается новая информация. Если рассматривать дискретную нейронную сеть АРТ-1 (рис. 5.1, прямоугольник, ограниченный пунктиром), то это означает, что часть нейронов распознающего  $Y$ -слоя хранит информацию (эталонные изображения) об известных классах изображений, а оставшиеся  $Y$ -нейроны могут использоваться для записи новой информации. При этом каждый  $Y$ -нейрон хранит или будет хранить информацию в весах своих связей только об одном изображении. Подобный слой нейронов имеет и сеть Хемминга (рис. 6.1), где каждый  $Z$ -нейрон в весах своих связей хранит информацию об одном изображении, являющемся представителем своего класса. Если в слой  $Z$ -нейронов сети Хемминга ввести дополнительные  $Z$ -нейроны (и соответствующие им  $A$ - и  $Y$ -нейроны), способные запоминать новую информацию (эталонные изображения новых классов), то такая сеть также сможет дообучаться и будет обладать свойствами стабильности и пластичности, то есть свойствами дискретной нейронной сети АРТ-1.

Еще одно достоинство нейронных сетей АРТ – возможность выделять новую информацию. Это достигается тем, что входное изображение сравнивается по величине параметра сходства с эталонными изображениями, хранящимися в весах связей распознающих нейронов. Если входное изображение относится к новому классу, то при сравнении с любым эталонным изображением, хранящемся в весах связей распределенных распознающих нейронов, получается параметр сходства меньше минимально допустимого. Поэтому в результате такого сравнения все распределенные распознающие  $Y$ -нейроны будут заторможены, что и является признаком того, что входное изображение несет новую информацию, которой нет в памяти нейронной сети АРТ.

В нейронной сети Хемминга сравнение изображений (или биполярных векторов) выполняется по числу компонент, в которых входное и эталонное изображения совпадают:  $a = n - R_x$ , где  $n$  – число компонент изображения;  $R_x$  – расстояние Хемминга между изображениями. Поэтому по аналогии с нейронными сетями АРТ можно задать минимально допустимое значение числа совпадающих компонент  $a_{\min}$ , при которых могут сравниваться входное и эталонное изображения, а при  $a < a_{\min}$  входное изображение и эталонное несравнимы или, другими словами, входное изображение несет новую информацию по сравнению с изображением, хранящемся в весах связей нейронной сети. Учесть значение  $a_{\min}$  в архитектуре нейронной сети несложно – достаточно ввести дополнительное смещение на нейроны  $Z$ -слоя (точнее – изменить величину смещения  $n/2$ ). При этом выходные сигналы  $Z$ -нейронов будут описываться модифицированным соотношением (6.3):

$$U_{\text{вых}Z_p} = \frac{n}{2} - a_{\min} + 1 + \sum_{i=1}^n W_{ip} U_{\text{вых}S_i} = a - a_{\min} + 1, \quad p = 1, \dots, q, \quad (6.13)$$

где  $q$  – число  $Z$ -нейронов, хранящих эталонные изображения.

Из (6.13) следует:

$$U_{\text{вых}Z_p} = \begin{cases} 0, & \text{если } a < a_{\min}, \\ 1, & \text{если } a = a_{\min}, \\ U_{\text{вых}Z_p} > 1, & \text{если } a > a_{\min}. \end{cases}$$

Таким образом, если на выходе всех распределенных  $Z$ -нейронов выходные сигналы равны нулю ( $U_{\text{вых}Z_p} = 0, p = 1, \dots, q$ ), то входное изображение по принятому критерию близости изображений не является похожим ни на одно из известных эталонных изображений и несет новую информацию. Для аппаратного определения новизны входного изображения в архитектуру нейронной сети Хемминга (или сети Хемминга, распознающей изображения на границах нескольких классов) достаточно ввести один нейрон  $\Sigma$ , суммирующий выходные сигналы всех нейронов  $Z$ -слоя (рис. 6.3). Если после предъявления входного изображения на выходе нейрона  $\Sigma$  нулевой выходной сигнал, то это означает, что входное изображение по расстоянию Хемминга находится далеко от эталонных изображений, хранящихся в весах связей нейронов  $Z$ -слоя, и является представителем нового класса изображений. Если после предъявления входного изображения выходной сигнал нейрона  $\Sigma$  положителен, то это означает, что входное изображение является представителем известного класса изображений, хранящегося в памяти нейронной сети.

#### 6.4. Обобщение результатов по сетям Хемминга: стабильно-пластичные нейронные сети на основе нейронной сети Хебба и перцептрона

Результаты, полученные по сети Хемминга, могут быть обобщены и на другие нейронные сети. Проиллюстрируем это на примере нейронной сети Хебба. Архитектура этой сети приведена на рис. 6.4 [121]. Основу архитектуры составляет группа из  $m$  бинарных или биполярных нейронов  $Y_1, \dots, Y_m$ . Сеть может запоминать до  $2^m$  черно-белых изображений. Однако, применение этой сети для запоминания и распознавания  $2^m$  (или близких к  $2^m$  чисел) различных изображений во многих случаях приводит к неразрешимым проблемам адаптации весов связей нейросети. Поэтому

6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

часто рекомендуют использовать данную сеть для запоминания и распознавания только  $m$  различных классов изображений, задавая каждое из них, единичным выходным сигналом на выходе только одного нейрона  $Y$ -слоя (выходные сигналы остальных  $(m - 1)$  элементов должны принимать значение "-1" для биполярных нейронов или "0" для бинарных).

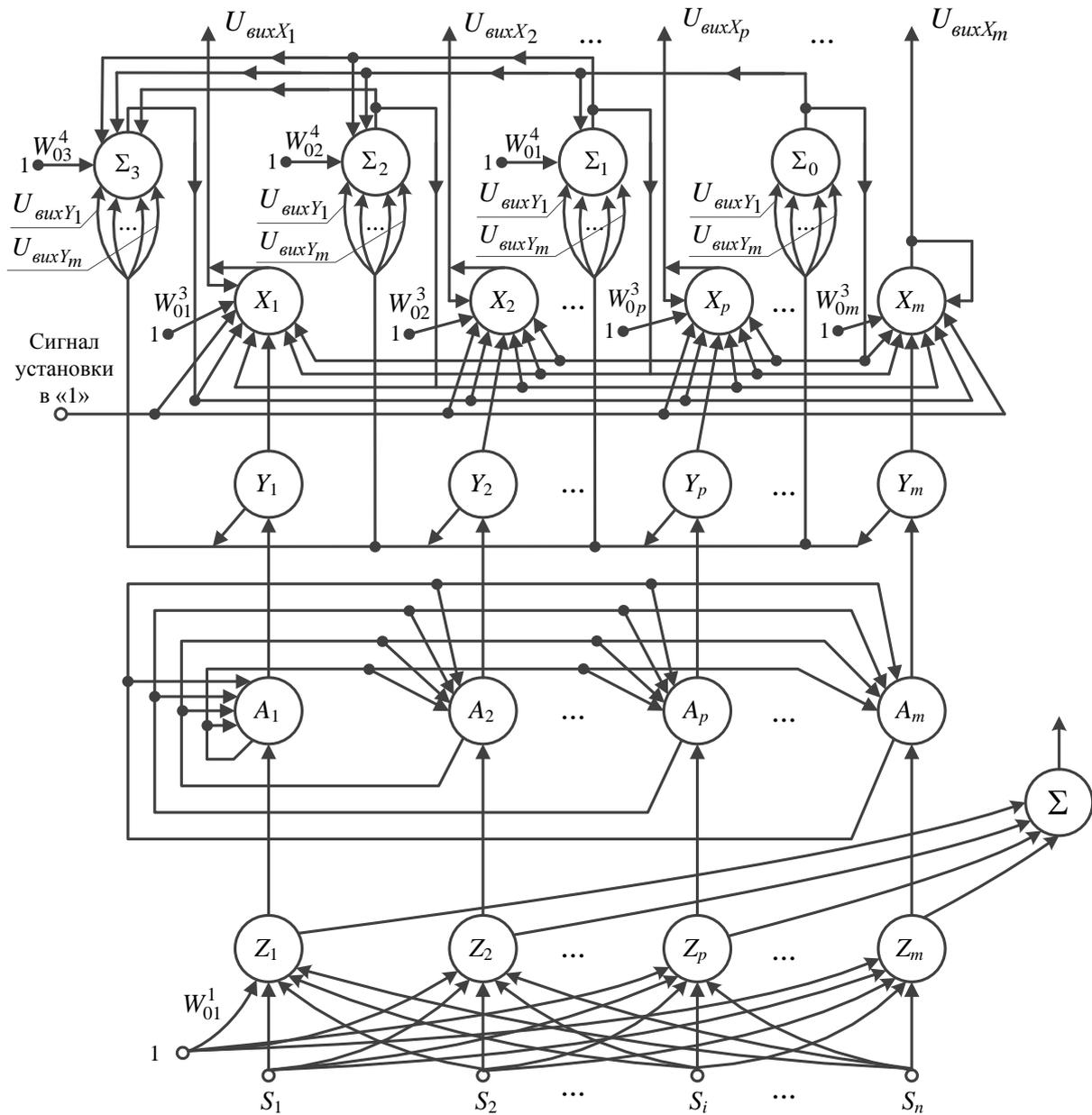


Рис. 6.3 Нейронная сеть распознающая изображения на минимальном расстоянии Хемминга от одного, двух или трех эталонных изображений, хранящихся в весах связей сети

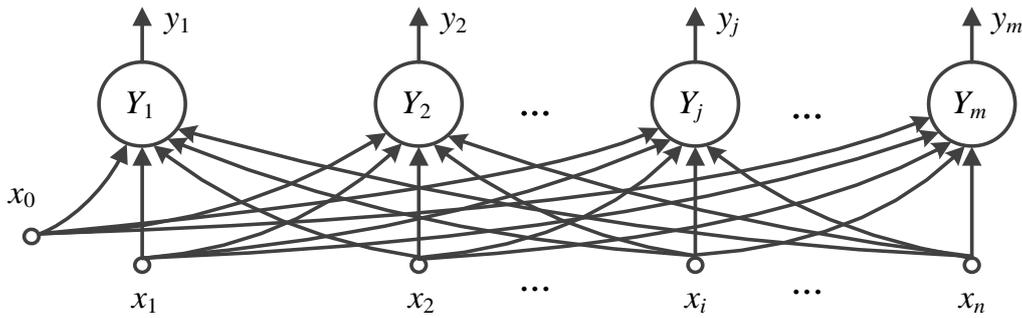


Рис. 6.4. Нейронная сеть Хебба

Нейронная сеть обучается с помощью алгоритма на основе правила Хебба. Для биполярных нейронов алгоритм обучения имеет следующие основные шаги:

*Шаг 1.* Задается множество  $M = \{(S^1, t^1), \dots, (S^m, t^m)\}$ , состоящее из  $m$  пар (входное изображение  $S^k = (S_1^k, \dots, S_n^k)$ , необходимый вектор выходных сигналов  $t^k = (t_1^k, \dots, t_m^k)$ ,  $k = 1, \dots, m$ ), задаются нулевые выходные сигналы нейронов  $Y$ -слоя:  $U_{\text{вых } Y_j} = 0, j = 1, \dots, m$ . Задается предельное число эпох  $N_{\text{пр}}$  обучения сети. Иницируются веса связей нейронов:

$$W_{ij} = 0, i = 0, 1, \dots, n, j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 2.* Начинается обучение нейронной сети правильной реакции на каждое входное изображение. Последовательно каждая пара  $(S^k, t^k)$ ,  $k = 1, \dots, m$ , проверяется на правильность реакции нейронной сети на входное изображение. Если полученный выходной вектор сети  $(y_1^k, \dots, y_m^k)$  отличается от заданного  $t^k = (t_1^k, \dots, t_m^k)$ , то выполняются шаги 3 – 5 алгоритма. Если выходной вектор сети совпадает с требуемым, то осуществляется переход к следующей паре. Если выходной вектор совпадает с заданным и проверяемая пара является последней, то переход на шаг 7 алгоритма.

*Шаг 3.* Иницируется множество входных нейронов:

$$x_0 = 1, x_i = S_i^k, i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 4.* Иницируется множество выходных нейронов сети:

$$U_{\text{вых } Y_j} = t_j^k, j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 5.* Корректируются веса связей нейронов сети по правилу Хебба:

$$W_{ij}(new) = W_{ij}(old) + x_i t_j^k, \quad i = 0, 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, m.$$

*Шаг 6.* Если скорректированы веса связей для последней пары  $(S^m, t^m)$ , то переход на шаг 7 алгоритма. В противном случае – на шаг 2 алгоритма.

*Шаг 7.* Проверяется условие останова, то есть правильность функционирования сети при предъявлении каждого входного изображения. Если сеть функционирует правильно, то переход на шаг 8 алгоритма. Если сеть функционирует неправильно, то проверяется достижение предельного числа эпох обучения сети  $N_{пр}$ . Если  $N_{пр}$  не достигнуто, то переход на шаг 2 алгоритма, в противном случае – переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 8.* Останов.

Для обеспечения стабильности в нейронных сетях АРТ при запоминании новой информации используются дополнительные нейроны, введение которых позволяет и запоминать новую информацию, и не разрушать уже имеющуюся. Покажем, что этот же эффект может быть достигнут и в нейронной сети Хебба при введении дополнительных распознающих нейронов. Продемонстрируем это на конкретном примере.

**Пример 6.1.** Пусть задана нейронная сеть Хебба, приведенная на рис. 6.5. Требуется запомнить изображения  $(S^1, S^2, S^3)$  приведенные на рис. 6.6 с помощью трех нейронов  $Y_1, Y_2, Y_3$ . Нумерация элементов изображений отображена на изображении  $S^0$  (рис. 6.6).

Для обучения нейронной сети изображениями  $S^1, S^2, S^3$  необходимо выполнить следующие шаги:

*Шаг 1.* Задается множество  $M = \{(S^1, t^1), (S^2, t^2), (S^3, t^3)\} = \{((1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 1), (1, -1, -1)), ((1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, -1, 1), (-1, 1, -1)), ((1, 1, 1, -1, 1, -1, -1, 1, -1), (-1, -1, 1))\}$ . Задаются нулевые выходные сигналы всех  $Y$ -нейронов и нулевые значения весов всех связей, задается начальный момент времени:

$$U_{\text{вых } Y_j} = 0, \quad j = 1, \dots, 8;$$

$$W_{ij} = 0, \quad i = 0, 1, \dots, 9, \quad j = 1, \dots, 8.$$

$$t = t_0.$$

*Шаг 2.* Начинается обучение нейронной сети парой  $(S^1, t^1)$ .

*Шаг 3.* Иницируется множество входов нейронной сети изображением  $S^1$ :

$$x_0 = 1, x_1 = 1, x_2 = -1, x_3 = 1, x_4 = 1, x_5 = 1, x_6 = 1, x_7 = -1, x_8 = -1, x_9 = 1.$$

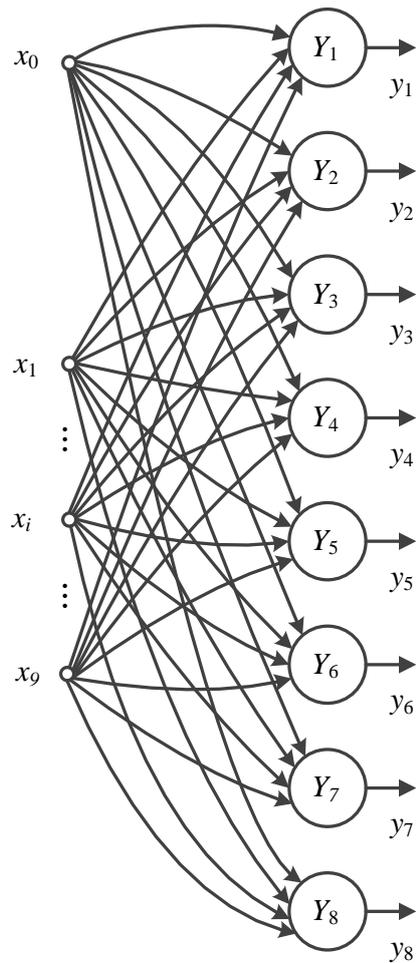


Рис. 6.5. Нейронная сеть Хебба с дополнительными запоминающими нейронами

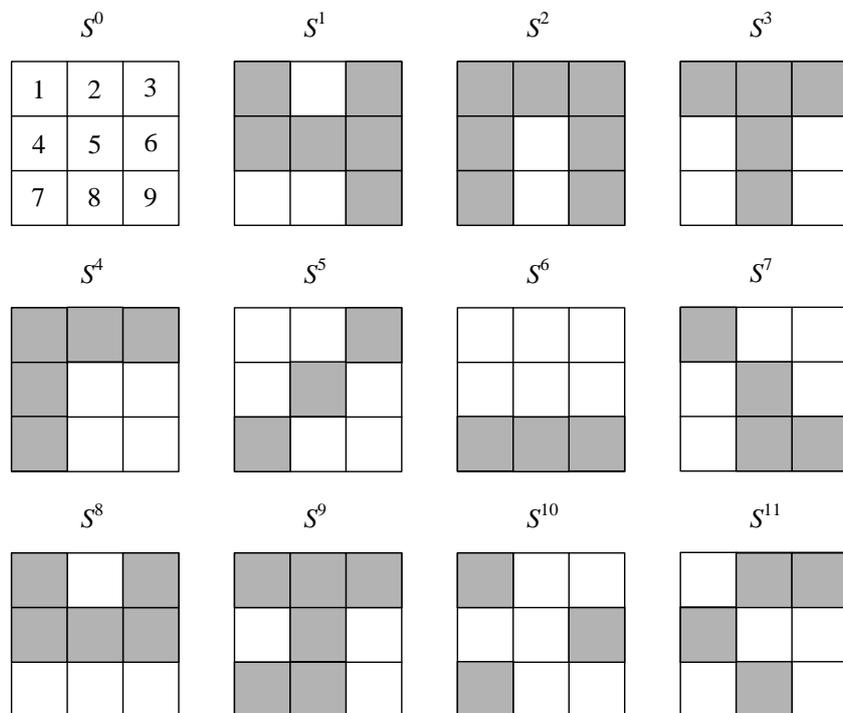


Рис. 6.6. Изображения, запоминаемые нейронной сетью Хебба

*Шаг 4.* Иницируется множество выходных нейронов сети вектором требуемых выходных сигналов  $t^1$  пары  $(S^1, t^1)$ :

$$\begin{aligned} U_{\text{вых } Y_1} &= y_1 = t_1^1 = 1; \\ U_{\text{вых } Y_2} &= y_2 = t_2^1 = -1; \\ U_{\text{вых } Y_3} &= y_3 = t_3^1 = -1. \end{aligned}$$

*Шаг 5.* Определяются веса связей нейронов  $Y_1, Y_2, Y_3$  сети по правилу Хебба:

$$\begin{aligned} W_{01}(t_1) &= W_{01}(t_0) + x_0 y_1 = 0 + 1 \cdot 1 = 1; \\ W_{11}(t_1) &= W_{11}(t_0) + x_1 y_1 = 0 + 1 \cdot 1 = 1; \\ W_{11}(t_1) &= W_{31}(t_1) = W_{41}(t_1) = W_{51}(t_1) = W_{61}(t_1) = W_{91}(t_1) = 1; \\ W_{21}(t_1) &= W_{21}(t_0) + x_2 y_1 = 0 + (-1) \cdot 1 = -1; \\ W_{21}(t_1) &= W_{71}(t_1) = W_{81}(t_1) = -1; \\ W_{02}(t_1) &= W_{02}(t_0) + x_0 y_2 = 0 + 1 \cdot (-1) = -1; \\ W_{12}(t_1) &= W_{12}(t_0) + x_1 y_2 = 0 + 1 \cdot (-1) = -1; \\ W_{12}(t_1) &= W_{32}(t_1) = W_{42}(t_1) = W_{52}(t_1) = W_{62}(t_1) = W_{92}(t_1) = -1; \\ W_{22}(t_1) &= W_{22}(t_0) + x_2 y_2 = 0 + (-1) \cdot (-1) = 1; \\ W_{22}(t_1) &= W_{72}(t_1) = W_{82}(t_1) = 1; \\ W_{03}(t_1) &= W_{03}(t_0) = -1; \\ W_{13}(t_1) &= W_{33}(t_1) = W_{43}(t_1) = W_{53}(t_1) = W_{63}(t_1) = W_{93}(t_1) = W_{12}(t_1) = -1; \\ W_{23}(t_1) &= W_{73}(t_1) = W_{83}(t_1) = W_{22}(t_1) = 1. \end{aligned}$$

Затем должны выполняться шаги алгоритма, связанные с предъявлением изображений  $S^2$  и  $S^3$ . В табл. 6.1 приведены результаты этих расчетов.

В табл. 6.2 представлены результаты предъявления обученной нейронной сети изображений  $S^1, \dots, S^9$ . Результаты получены для случая, когда  $Y$ -нейроны имеют следующую функцию активации:

$$U_{\text{вых } Y_j} = \begin{cases} 1, & \text{если } U_{\text{вх } Y_j} \geq 0, \\ -1, & \text{если } U_{\text{вх } Y_j} < 0, \end{cases}$$

где  $U_{\text{вых } Y_j}$  и  $U_{\text{вх } Y_j}$  – соответственно выходные и входные сигналы нейронов  $Y_j$ ,  $j = 1, 2, 3$ .

Таблица 6.1. Результаты расчетов весов связей сети Хебба после предъявления изображений  $S^1, S^2, S^3$ 

Веса связей	Начальный момент времени $t_0$	Момент времени $t_1$ (после предъявления изображения $S^1$ )	Момент времени $t_2$ (после предъявления изображения $S^2$ )	Момент времени $t_3$ (после предъявления изображения $S^3$ )
$W_{01}$	0	1	0	-1
$W_{11}$	0	1	0	-1
$W_{21}$	0	-1	-2	-3
$W_{31}$	0	1	0	-1
$W_{41}$	0	1	0	1
$W_{51}$	0	1	2	1
$W_{61}$	0	1	0	1
$W_{71}$	0	-1	-2	-1
$W_{81}$	0	-1	0	-1
$W_{91}$	0	1	0	1
$W_{02}$	0	-1	0	-1
$W_{12}$	0	-1	0	-1
$W_{22}$	0	1	2	1
$W_{32}$	0	-1	0	-1
$W_{42}$	0	-1	0	1
$W_{52}$	0	-1	-2	-3
$W_{62}$	0	-1	0	1
$W_{72}$	0	1	2	3
$W_{82}$	0	1	0	-1
$W_{92}$	0	-1	0	-1
$W_{03}$	0	-1	-2	-1
$W_{13}$	0	-1	-2	-1
$W_{23}$	0	1	0	1
$W_{33}$	0	-1	-2	-1
$W_{43}$	0	-1	-2	-3
$W_{53}$	0	-1	0	1
$W_{63}$	0	-1	-2	-3
$W_{73}$	0	1	0	-1
$W_{83}$	0	1	2	3
$W_{93}$	0	-1	-2	-3

Таблица 6.2. Результаты распознавания изображений  $S^1, \dots, S^9$

Нейроны	Выходные сигналы нейронов при предъявлении изображений								
	$S^1$	$S^2$	$S^3$	$S^4$	$S^5$	$S^6$	$S^7$	$S^8$	$S^9$
$Y_1$	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1
$Y_2$	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
$Y_3$	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1
Результат распознавания	+	+	+	+	-	-	-	+	+

Из анализа таблицы следует, что входные изображения  $S^1, S^2, S^3, S^4, S^8, S^9$  вызывают реакцию сети, при которой при предъявлении любого из изображений на выходе нейронной сети наблюдается один положительный единичный сигнал и два отрицательных единичных сигнала, то есть сеть относит входное изображение к одному из известных классов. Анализ данных табл. 6.2 и изображений показывает, что произошло правильное распознавание всех шести изображений, несмотря на то, что три из них имеют дефекты ( $S^4, S^8, S^9$ ).

Нетрудно увидеть, что при отнесении входного изображения к одному из трех классов, представители которых хранятся в весах связей нейронов  $Y_1, Y_2, Y_3$ , суммарный выходной сигнал этих нейронов равен минус единице:  $\sum_{j=1}^3 U_{\text{вых}Y_j} = -1$ .

Если входное изображение не относится к классам изображений хранящихся в весах связей нейронов  $Y_1, Y_2, Y_3$ , то имеем  $\sum_{j=1}^3 U_{\text{вых}Y_j} \neq -1$ ,

что может служить признаком новой информации (изображений) на входном слое нейронов и необходимости обучения следующей группы  $Y$ -нейронов распознавать эту входную информацию. При этом обученные распознающие нейроны должны быть заблокированы в режиме распознавания и заблокированы или игнорироваться в режиме обучения.

Нейроны  $Y_4, Y_5, Y_6$  несложно обучить распознаванию изображений  $S^5, S^6, S^7$  алгоритмом Хебба. Результат обучения приведен в табл. 6.3. При этом множество  $M_1$  из обучающих пар задавалось следующим образом:

$$M_1 = \{(S^5, t^5), (S^6, t^6), (S^7, t^7)\} = \{((-1, -1, 1, -1, 1, -1, 1, -1, -1), (1, -1, -1)), \\ ((-1, -1, -1, -1, -1, -1, 1, 1, 1), (-1, 1, -1)), \\ ((1, -1, -1, -1, 1, -1, -1, 1, 1), (-1, -1, 1))\}.$$

Таблица 6.3. Результаты расчетов весов связей нейронов  $Y_4, Y_5, Y_6$  после предъявления изображений  $S^5, S^6, S^7$

Веса связей	Начальный момент времени $t_0$	Момент времени $t_1$ (после предъявления изображения $S^5$ )	Момент времени $t_2$ (после предъявления изображения $S^6$ )	Момент времени $t_3$ (после предъявления изображения $S^7$ )
$W_{04}$	0	1	0	-1
$W_{14}$	0	-1	0	-1
$W_{24}$	0	-1	0	1
$W_{34}$	0	1	2	3
$W_{44}$	0	-1	0	1
$W_{54}$	0	1	2	1
$W_{64}$	0	-1	0	1
$W_{74}$	0	1	0	1
$W_{84}$	0	-1	-2	-3
$W_{94}$	0	-1	-2	-3
$W_{05}$	0	-1	0	-1
$W_{15}$	0	1	0	-1
$W_{25}$	0	1	0	1
$W_{35}$	0	-1	-2	-1
$W_{45}$	0	1	0	1
$W_{55}$	0	-1	-2	-3
$W_{65}$	0	1	0	1
$W_{75}$	0	-1	0	1
$W_{85}$	0	1	2	1
$W_{95}$	0	1	2	1
$W_{06}$	0	-1	-2	-1
$W_{16}$	0	1	2	3
$W_{26}$	0	1	2	1
$W_{36}$	0	-1	0	-1
$W_{46}$	0	1	2	1
$W_{56}$	0	-1	0	1
$W_{66}$	0	1	2	1
$W_{76}$	0	-1	-2	-3
$W_{86}$	0	1	0	1
$W_{96}$	0	1	0	1

В табл. 6.4 приведены результаты распознавания изображений  $S^5$ ,  $S^6$ ,  $S^7$ ,  $S^{10}$  и  $S^{11}$ .

Таблица 6.4. Результаты распознавания изображений  $S^5$ ,  $S^6$ ,  $S^7$ ,  $S^{10}$  и  $S^{11}$

Нейроны	Выходные сигналы нейронов при предъявлении изображений				
	$S^5$	$S^6$	$S^7$	$S^{10}$	$S^{11}$
$Y_4$	1	-1	-1	1	1
$Y_5$	-1	1	-1	1	1
$Y_6$	-1	-1	1	-1	-1
Результат распознавания	+	+	+	-	-

Из анализа табл. 6.4 следует, что нейроны  $Y_4$ ,  $Y_5$ ,  $Y_6$  относят изображения  $S^5$ ,  $S^6$ ,  $S^7$  к известным классам, эталоны которых хранятся в весах связей этих нейронов. Изображения  $S^{10}$  и  $S^{11}$  нейронами  $Y_4$ ,  $Y_5$ ,  $Y_6$  распознаются как не принадлежащие к этим классам, это же наблюдается и при предъявлении изображений  $S^{10}$ ,  $S^{11}$  и первой группе нейронов  $Y_1$ ,  $Y_2$ ,  $Y_3$ . Таким образом, для распознавания изображений  $S^{10}$ ,  $S^{11}$  необходимо обучить еще два  $Y$ -нейрона:  $Y_7$ ,  $Y_8$ .

Нейроны  $Y_7$ ,  $Y_8$  будут распознавать указанные изображения после того, как при попытке их распознавания будут заблокированы сначала нейроны  $Y_1$ ,  $Y_2$ ,  $Y_3$ , а затем нейроны  $Y_4$ ,  $Y_5$ ,  $Y_6$ . Результаты обучения приведены в табл. 6.5. При этом множество  $M_2$  из обучающих пар (входное изображение – требуемый выходной вектор) задавалось таким образом:

$$M_2 = \{(S^{10}, t^{10}), (S^{11}, t^{11})\} = \{((1, -1, -1, -1, -1, 1, 1, -1, -1), (1, -1)), ((-1, 1, 1, 1, -1, -1, -1, 1, -1), (-1, 1))\}.$$

Нетрудно проверить, что после предъявления изображения  $S^{10}$  на выходах нейронов  $Y_7$ ,  $Y_8$  будет вектор сигналов  $(1, -1)$ , а после предъявления изображения  $S^{11}$  – вектор  $(-1, 1)$ .

Обобщим результаты примера 6.1 на случай, когда вначале нейронная сеть Хебба обучается распознаванию множества из  $n_0$  ( $n_0 \geq 3$ ) изображений  $M_0 = \{S^1, \dots, S^{n_0}\}$ , каждое из которых кодируется на выходах  $Y$ -нейронов  $(Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0)$  одним единичным сигналом и  $(n_0 - 1)$  сигналами "-1". Суммарный выходной сигнал нейронов  $Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$ , правильно

6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

распознающих одно из изображений, относящихся к множеству  $M_0$ , в этом случае равен

$$\sum_{i=1}^{n_0} U_{\text{ВЫХ}} Y_i^0 = -(n_0 - 2). \quad (6.14)$$

Таблица 6.5. Результаты расчетов весов связей нейронов  $Y_7, Y_8$  после предъявления изображений  $S^{10}, S^{11}$

Веса связей	Начальный момент времени $t_0$	Момент времени $t_1$ (после предъявления изображения $S^{10}$ )	Момент времени $t_2$ (после предъявления изображения $S^{11}$ )
$W_{07}$	0	1	0
$W_{17}$	0	1	2
$W_{27}$	0	-1	-2
$W_{37}$	0	-1	-2
$W_{47}$	0	-1	-2
$W_{57}$	0	-1	0
$W_{67}$	0	1	2
$W_{77}$	0	1	2
$W_{87}$	0	-1	-2
$W_{97}$	0	-1	0
$W_{08}$	0	-1	0
$W_{18}$	0	-1	-2
$W_{28}$	0	1	2
$W_{38}$	0	1	2
$W_{48}$	0	1	2
$W_{58}$	0	1	0
$W_{68}$	0	-1	-2
$W_{78}$	0	-1	-2
$W_{88}$	0	1	2
$W_{98}$	0	1	0

Если при предъявлении нейронной сети изображения  $S^*$  соотношение (6.14) не выполняется, то это является признаком появления на входе нейронной сети новой информации (представителя нового класса изображений). При накоплении некоторого множества таких изображений  $M_1 = \{S^{n_0+1}, S^{n_0+2}, \dots, S^{n_0+n_1}\}$ , где  $n_1 \geq 3$ , могут быть обучены с помощью алгоритма Хебба следующие  $n_1$  нейронов сети. Признаком того, что

некоторое входное изображение  $S^*$  относится к множеству  $M_1$  являются соотношения:

$$\sum_{i=1}^{n_0} U_{\text{ВЫХ } Y_i^0}(S^*) > -(n_0 - 2); \quad \sum_{i=1}^{n_1} U_{\text{ВЫХ } Y_i^1}(S^*) = -(n_1 - 2). \quad (6.15)$$

Появление изображений, для которых не выполняются соотношения (6.14) и (6.15) указывает на необходимость следующего дообучения нейронной сети. Число  $N$  шагов дообучения практически не ограничено. Однако при большом  $N$  и аппаратной реализации нейронной сети сеть Хебба с дообучением будет проигрывать по быстродействию сети Хебба, обученной на всем множестве распознаваемых изображений. В последнем случае распознавание входного изображения требует одной попытки (определяются входные и выходные сигналы нейронов входного слоя и слоя распознающих нейронов). В случае же нейронной сети, которая дообучается  $N$  раз, удачная попытка распознавания в худшем случае может быть осуществлена только с  $(N + 1)$ -го раза.

На рис. 6.7 приведена архитектура нейронной сети Хебба, которая может дообучаться  $N$  раз. Сеть состоит из слоя входных нейронов  $x_1, \dots, x_n$  и  $Y$ -слоя распознающих нейронов. Нейроны  $Y$ -слоя разбиты на  $(N + 1)$  группу, каждая из которых может содержать разное число нейронов (но не меньше трех) и формироваться в процессе функционирования сети.

Первая группа нейронов  $Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$  используется для запоминания исходной информации в виде множества изображений  $M_0$ . Вторая и последующие группы нейронов  $(Y_1^1, \dots, Y_{n_1}^1), \dots, (Y_1^N, \dots, Y_{n_N}^N)$  используются для обучения нейронной сети по мере накопления новой информации и последовательного запоминания множеств изображений  $M_1, M_2, \dots, M_N$ . В каждой группе нейронов выходные сигналы  $Y$ -нейронов поступают на входы управляющего нейрона, имеющего функцию активации вида

$$U_{\text{ВЫХ } \Sigma_d} = \begin{cases} 0, & \text{если } U_{\text{ВХ } \Sigma_d} = \sum_{k=1}^{n_d} U_{\text{ВЫХ } Y_k^d} = -(n_d - 2), \\ 1, & \text{если } U_{\text{ВХ } \Sigma_d} \neq -(n_d - 2), \quad d = 0, 1, \dots, N, \end{cases} \quad (6.16)$$

где  $U_{\text{ВЫХ } \Sigma_d}, U_{\text{ВХ } \Sigma_d}$  – соответственно выходной и входной сигнал нейрона  $\Sigma_d$  ( $d = 0, 1, \dots, N$ );

$U_{\text{ВЫХ } Y_k^d}$  – выходной сигнал нейрона  $Y_k^d$  ( $d = 0, 1, \dots, N$ ;  $k = 1, \dots, n_d$ );

$n_d$  – число нейронов в группе  $Y_1^d, \dots, Y_{n_d}^d$ .

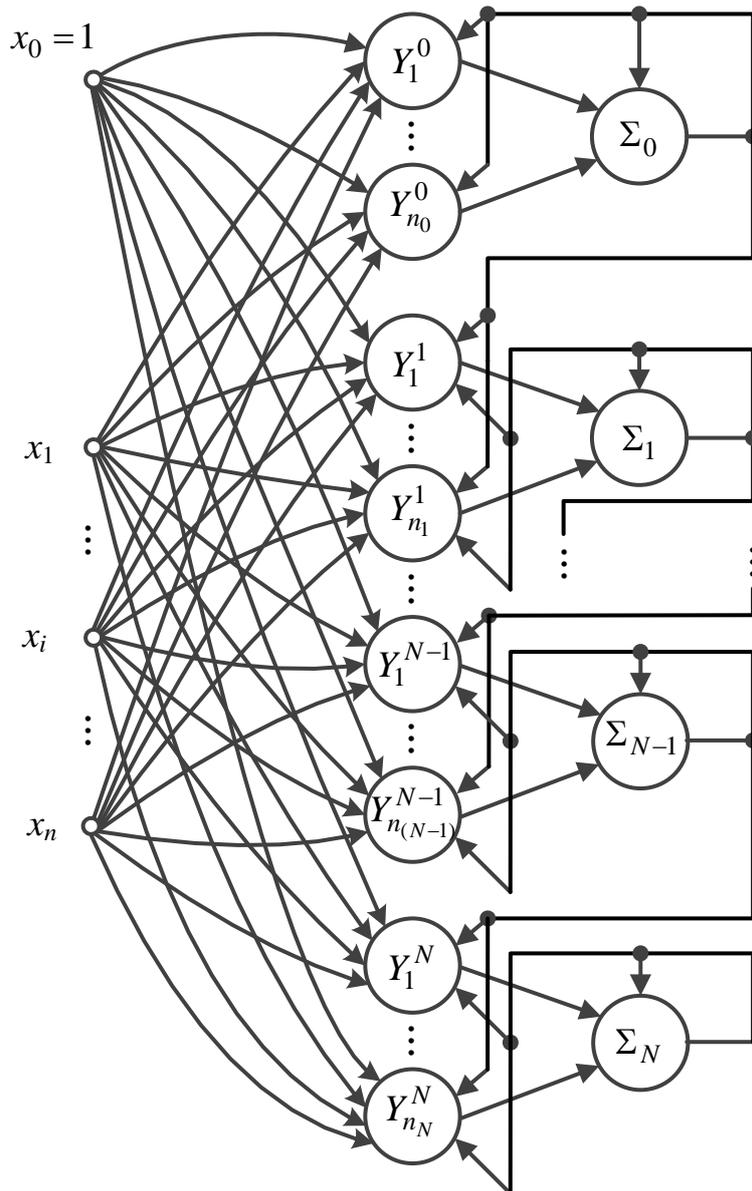


Рис. 6.7. Архитектура нейронной сети Хебба, которая может дообучаться  $N$  раз

Вначале режима распознавания обнуляются выходные сигналы  $\Sigma$ -нейронов и блокируется работа нейронов  $Y_1^1, Y_2^1, \dots, Y_{n_N}^N$ .

При подаче на вход нейронной сети, которая дообучалась  $L$  раз ( $1 < L < N$ ), некоторого изображения  $S^*$  вначале активируются нейроны первой группы  $Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$ , выходные сигналы которых поступают на входы управляющего нейрона  $\Sigma_0$ . Если выполняется соотношение

$$U_{\text{вх } \Sigma_0} = \sum_{k=1}^{n_0} U_{\text{вых } Y_k^0} = -(n_0 - 2), \quad (6.17)$$

то  $U_{\text{вых}\Sigma_0} = 0$  и входное изображение  $S^*$  относится к множеству изображений  $M_0$ , а конкретный класс изображений определяют выходные сигналы нейронов  $Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$ .

Если соотношение (6.17) не выполняется, то  $U_{\text{вых}\Sigma_0} = 1$ , что указывает на то, что входное изображение  $S^*$  не принадлежит множеству  $M_0$ . Единичный выходной сигнал нейрона  $\Sigma_0$  по цепи обратной связи фиксирует единичный выходной сигнал нейрона  $\Sigma_0$  и поступает на входы нейронов первой группы, блокируя их. Одновременно этот же единичный сигнал управляющего нейрона поступает на входы распознающих нейронов  $Y_1^1, \dots, Y_{n_1}^1$  второй группы и переводит их в активное состояние. Выходные сигналы нейронов  $Y_1^1, \dots, Y_{n_1}^1$  поступают на входы управляющего нейрона  $\Sigma_1$ , с помощью которого определяется принадлежность изображения  $S^*$  к множеству  $M_1$ . Если выполняется соотношение

$$U_{\text{вх}\Sigma_1} = \sum_{k=1}^{n_1} U_{\text{вых}Y_k^1} = -(n_1 - 2), \quad (6.18)$$

то изображение  $S^*$  принадлежит множеству  $M_1$ , а конкретный класс изображений определяют выходные сигналы нейронов  $Y_1^1, \dots, Y_{n_1}^1$ . Если равенство (6.18) не выполняется, то изображение  $S^*$  не принадлежит множеству  $M_1$  и  $U_{\text{вых}\Sigma_1} = 1$ . Сигнал  $U_{\text{вых}\Sigma_1}$  блокирует нейроны  $Y_1^1, \dots, Y_{n_1}^1$  и подключает к распознаванию нейроны третьей группы и т.д. В результате этого процесса входное изображение либо будет отнесено к одному из известных множеств изображений  $M_0, M_1, M_2, \dots, M_L$ , либо будет воспринято как новое изображение, которое необходимо запомнить на  $(L + 1)$ -м дообучении нейронной сети.

Разработанный подход для дообучения нейронной сети Хебба может быть обобщен и на другие нейронные сети, в частности, на перцептроны с нейронами, имеющими непрерывные функции активации, например, биполярные, сигмоидальные функции активации:

$$U_{\text{вых}} = 2/(1 + e^{-\tau U_{\text{вх}}}) - 1,$$

где  $\tau$  – константа. При таких функциях активации получить на выходах нейронов распознающего слоя выходные сигналы, точно равные "1" или "-1", невозможно. Следовательно, затруднено и непосредственное

6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

использование соотношений вида (6.14) и (6.15), если перцептрон с  $n_0$  выходными нейронами использовать как и сеть Хебба для запоминания только  $n_0$  различных изображений, задавая каждое из них одним сигналом, близким к единице, только на выходе одного нейрона, а остальные выходные сигналы перцептрона задавать сигналами, близкими к "-1". Однако, такие непрерывные сигналы можно округлить до целых значений и использовать в дальнейшем биполярные сигналы.

Архитектуру сети условно можно разбить на  $(N+1)$  однотипных блоков (рис. 6.8), каждый из которых хранит в весах своих связей множество изображений  $M_l = \{S^{l1}, S^{l2}, \dots, S^{ln_l}\}$ ,  $l = 0, 1, \dots, N$ .

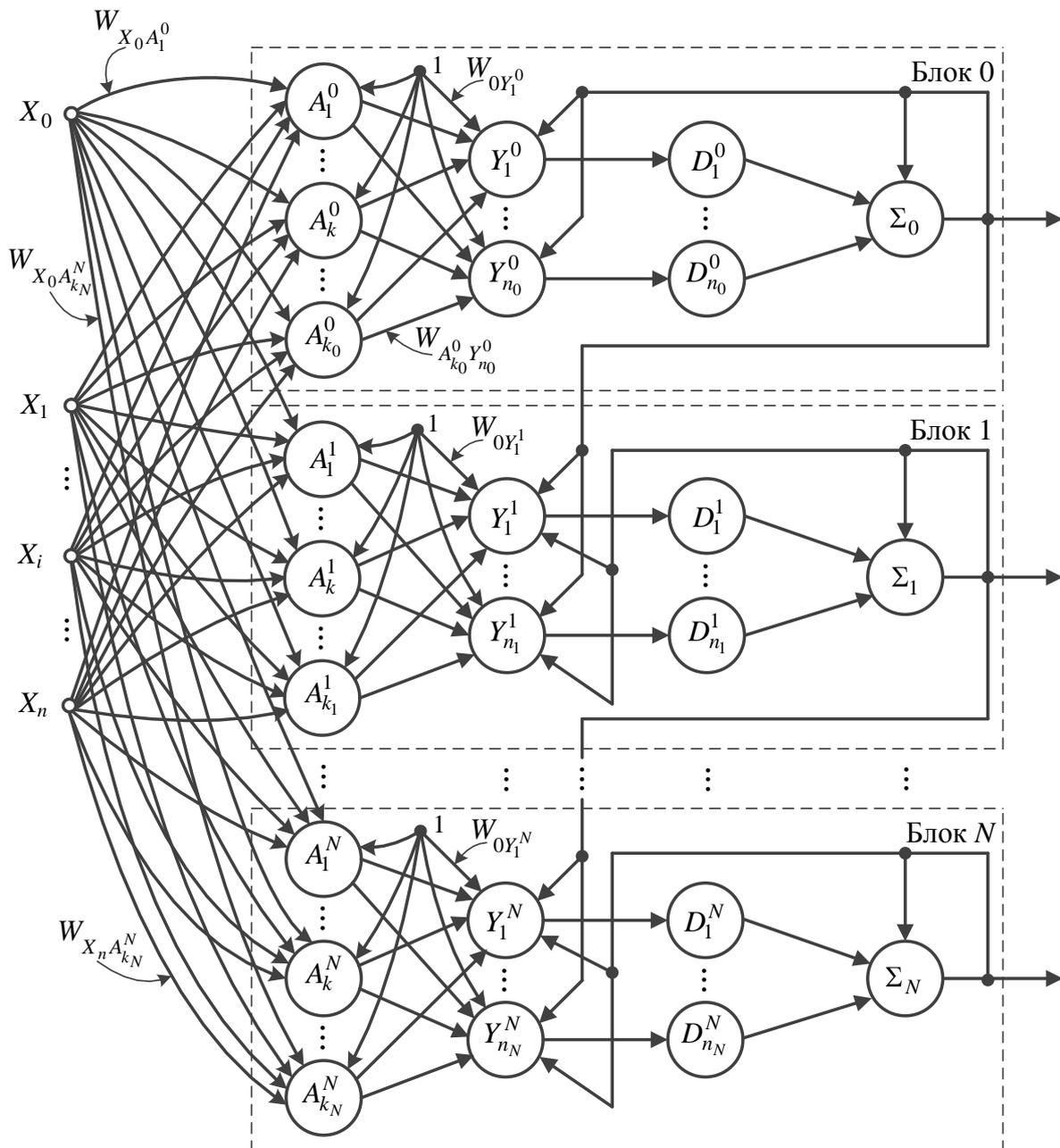


Рис. 6.8. Архитектура трехслойного перцептрона, который может дообучаться  $N$  раз

6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

Любой  $l$ -й ( $l=0,1,\dots,N$ ) блок содержит  $k_l$   $A$ -нейронов скрытого слоя:  $A_1^l, A_2^l, \dots, A_{k_l}^l$ ,  $n_l$   $Y$ -нейронов распознающего или выходного слоя:  $Y_1^l, Y_2^l, \dots, Y_{n_l}^l$ , и столько же  $D$ -нейронов ( $D_1^l, D_2^l, \dots, D_{n_l}^l$ ).  $D$ -нейроны имеют функцию активации вида

$$U_{\text{ВЫХ } D} = \begin{cases} 1, & \text{если } (1-\delta) \leq U_{\text{ВХ } D} < 1, \\ 0, & \text{если } (-1+\delta) < U_{\text{ВХ } D} < 1-\delta, \\ -1, & \text{если } -1 < U_{\text{ВХ } D} \leq -1+\delta, \end{cases} \quad (6.19)$$

где  $U_{\text{ВЫХ } D}$ ,  $U_{\text{ВХ } D}$  – соответственно выходной и входной сигнал  $D$ -нейрона;

$\delta$  – максимально допустимая ошибка приближения сигналов "1" и "-1" с помощью нейронов с биполярной сигмоидальной функцией активации.

Каждый блок нейронной сети содержит также управляющий  $\Sigma$ -нейрон, выполняющий такие же функции, что и управляющие нейроны в сети Хебба, способной дообучаться. Входы  $A$ -нейронов всех  $(N+1)$  блока сети соединены с выходами сенсорных нейронов  $X_1, X_2, \dots, X_n$ .

Нейроны  $A_1^0, \dots, A_{k_0}^0, Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$  нулевого блока используются для запоминания исходной информации в виде множества изображений  $M_0$ . Блок 1 и последующие блоки нейронной сети используются для обучения перцептрона по мере накопления новой информации и последовательного запоминания множеств изображений  $M_1, M_2, \dots, M_N$ . В каждом блоке выходные сигналы  $Y$ -нейронов поступают на входы  $D$ -нейронов, имеющих функцию активации вида (6.19) и преобразующих непрерывные сигналы  $Y$ -нейронов в дискретные сигналы: 1, 0 и -1. В каждом блоке нейронов сигналы  $D$ -нейронов поступают на входы управляющего нейрона имеющего функцию активации вида

$$U_{\text{ВЫХ } \Sigma_d} = \begin{cases} 0, & \text{если } U_{\text{ВХ } \Sigma_d} = \sum_{k=1}^{n_d} U_{\text{ВЫХ } D_k^d} = -(n_d - 2), \\ 1, & \text{если } U_{\text{ВХ } \Sigma_d} \neq -(n_d - 2), \quad d = 0, 1, \dots, N, \end{cases} \quad (6.20)$$

где  $U_{\text{ВЫХ } \Sigma_d}$ ,  $U_{\text{ВХ } \Sigma_d}$  – соответственно выходной и входной сигнал нейрона  $\Sigma_d$ ,  $d = 0, 1, \dots, N$ ;

$U_{\text{ВЫХ } D_k^d}$  – выходной сигнал нейрона  $D_k^d$  ( $d = 0, 1, \dots, N$ ;  $k = 1, \dots, n_d$ );

$n_d$  – число  $Y$  и  $D$  нейронов в блоке  $d$  ( $d = 0, 1, \dots, N$ ).

Если  $U_{\text{вых } \Sigma_d} = 0$ , то это является признаком, что входное изображение принадлежит множеству  $M_d$ , а его конкретный класс определяется комбинацией выходных сигналов  $D$ -нейронов. Если  $U_{\text{вых } \Sigma_d} = 1$ , то это означает, что входное изображение не принадлежит множеству  $M_d$ . В этом случае выходной сигнал  $U_{\text{вых } \Sigma_d}$  по цепи обратной связи фиксирует единичный выходной сигнал нейрона  $\Sigma_d$ , блокирует нейроны  $Y_1^d, \dots, Y_{n_d}^d$  и подключает к распознаванию нейроны группы  $(d + 1)$ .

Рассмотрим алгоритмы функционирования нейронной сети.

### **Укрупненный алгоритм обучения перцептрона, способного дообучаться**

*Шаг 1.* Задаются:

- множество  $M_0$  из  $n_0$  обучающих пар (входное изображение – заданный выходной вектор сети);
- максимальное число  $N$  возможных дообучений нейронной сети;
- начальные веса связей нейронной сети;
- нулевые выходные сигналы нейронов блока 0 нейронной сети;
- начальное значение параметра  $l$ , с помощью которого подсчитывается число дообучений сети,  $l = 0$ ;
- начальное значение параметра  $r$ , с помощью которого подсчитывается число нераспознанных входных изображений;

Блокируется работа  $Y$ -нейронов всех блоков сети кроме нулевого.

*Шаг 2.* Одним из алгоритмов метода обратного распространения ошибки блок 0 обучается распознаванию всех изображений из множества  $M_0$ .

*Шаг 3.* Нейронная сеть переводится в режим распознавания или классификации входной информации, задается начальное значение параметра  $r = 0$ . Формируется множество  $M_{l+1} = \{S_1^{(l+1)}, S_2^{(l+1)}, \dots, S_{n_{(l+1)}}^{(l+1)}\}$  входных изображений, информация о которых отсутствует в памяти нейронной сети и которые являются представителями новых классов изображений. При записи в множество  $M_{l+1}$  нового изображения  $S_k^{(l+1)}$  параметр  $r$  увеличивается на единицу и проверяется условие необходимости дообучения нейронной сети (например, по величине параметра  $r$  и числу дообучений нейронной сети). Если условие не выполняется, то сеть продолжает функционировать в заданном режиме, иначе – переход на следующий шаг алгоритма.

*Шаг 4.* Одним из алгоритмов метода обратного распространения ошибки блок  $(l + 1)$  обучается распознаванию всех изображений из множества  $M_{l+1}$ . Число  $l$  увеличивается на единицу:  $l = l + 1$ . Проверяется

условие окончания работы алгоритма, если оно не выполняется, то переход на шаг 3 алгоритма, иначе – переход на последний шаг алгоритма.

*Шаг 5. Останов.*

Возможна архитектура сети и алгоритм обучения, когда число групп нейронов и число нейронов в каждой группе не задается заранее, а формируется в процессе обучения.

**Укрупненный алгоритм функционирования перцептрона, способного дообучаться, в режиме распознавания**

*Шаг 1.* Иницируются веса связей и обнуляются выходные сигналы всех нейронов нейронной сети. Задается число  $L$  ( $1 < L < N$ ) дообучений нейронной сети. Задается число  $l$  ( $l = 0$ ), с помощью которого подсчитывается число блоков, которые могут быть использованы для распознавания входного изображения. Блокируется работа  $Y$ -нейронов всех блоков кроме нулевого.

*Шаг 2.* На вход сети подается некоторое изображение  $S^* = (S_1^*, S_2^*, \dots, S_n^*)$ .

*Шаг 3.* Определяются входные и выходные сигналы нейронов  $X$ -слоя:

$$U_{\text{вх}X_i} = S_i^*, \quad U_{\text{вых}X_i} = U_{\text{вх}X_i}, \quad i = 1, \dots, n.$$

*Шаг 4.* Определяются входные и выходные сигналы нейронов скрытого слоя нулевого блока:

$$U_{\text{вх}A_k^0} = 1 \cdot W_{X_0A_k^0} + \sum_{i=1}^n U_{\text{вых}X_i} W_{X_iA_k^0}, \quad k = 1, \dots, k_0;$$

$$U_{\text{вых}A_k^0} = f_{A_k^0}(U_{\text{вх}A_k^0}), \quad k = 1, \dots, k_0,$$

где  $U_{\text{вх}A_k^0}$ ,  $U_{\text{вых}A_k^0}$ ,  $k = 1, \dots, k_0$  – соответственно входные и выходные сигналы нейронов скрытого  $A^0$ -слоя;

$W_{X_0A_k^0}$ ,  $k = 1, \dots, k_0$  – веса связей для сигнала смещения на нейроны  $A_1^0, \dots, A_{k_0}^0$ ;

$W_{X_iA_k^0}$ ,  $i = 1, \dots, n$ ;  $k = 1, \dots, k_0$  – веса связей от нейронов входного слоя к нейронам скрытого слоя;

$f_{A_k^0}$  – функция активации нейронов  $A^0$ -слоя.

*Шаг 5.* Определяются входные и выходные сигналы распознающих нейронов нулевого блока:

$$U_{\text{вх}Y_p^0} = 1 \cdot W_{0Y_p^0} + \sum_{k=1}^{k_0} U_{\text{вых}A_k^0} W_{A_k^0 Y_p^0}, \quad p = 1, \dots, n_0;$$

$$U_{\text{вых}Y_p^0} = f_{Y_p^0}(U_{\text{вх}Y_p^0}), \quad p = 1, \dots, n_0,$$

где  $U_{\text{вх}Y_p^0}$ ,  $U_{\text{вых}Y_p^0}$ ,  $p = 1, \dots, n_0$  – соответственно входные и выходные сигналы нейронов  $Y$ -слоя;

$W_{0Y_p^0}$ ,  $p = 1, \dots, n_0$  – веса связей для сигнала смещения на нейроны  $Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$ ;

$W_{A_k^0 Y_p^0}$ ,  $k = 1, \dots, k_0$ ,  $p = 1, \dots, n_0$  – веса связей от элементов  $A$ -слоя к нейронам  $Y$ -слоя;

$f_{Y_p^0}$  – функция активации нейронов  $Y$ -слоя.

*Шаг 6.* Определяются входные и выходные сигналы  $D$ -нейронов нулевого блока:

$$U_{\text{вх}D_p^0} = U_{\text{вых}Y_p^0}, \quad p = 1, \dots, n_0;$$

$$U_{\text{вых}D_p^0} = \begin{cases} 1, & \text{если } (1 - \delta) \leq U_{\text{вх}D_p^0} < 1, \\ 0, & \text{если } (-1 + \delta) < U_{\text{вх}D_p^0} < 1 - \delta, \\ -1, & \text{если } -1 < U_{\text{вх}D_p^0} \leq -1 + \delta, \end{cases}$$

где  $U_{\text{вх}D_p^0}$ ,  $U_{\text{вых}D_p^0}$ ,  $p = 1, \dots, n_0$  – соответственно входные и выходные сигналы нейронов  $D$ -слоя нулевого блока;

$\delta$  – максимально допустимая ошибка приближения сигналов "1" и "-1" с помощью нейронов с биполярной функцией активации.

*Шаг 7.* Определяются входные и выходные сигналы управляющего нейрона  $\Sigma_0$ :

$$U_{\text{вых}\Sigma_0} = \begin{cases} 0, & \text{если } U_{\text{вх}\Sigma_0} = \sum_{p=1}^{n_0} U_{\text{вых}D_p^0} = -(n-2), \\ 1, & \text{если } U_{\text{вх}\Sigma_0} = \sum_{p=1}^{n_0} U_{\text{вых}D_p^0} \neq -(n-2). \end{cases}$$

Если  $U_{\text{вых}\Sigma_0} = 0$ , то с помощью выходных сигналов  $D^0$ -нейронов определяется класс, к которому относится входное изображение. Затем осуществляется переход на шаг 1 алгоритма. Если  $U_{\text{вых}\Sigma_0} = 1$ , то – входное изображение не принадлежит множеству  $M_0$ . В этом случае по цепи

обратной связи фиксируется единичный выходной сигнал нейрона  $\Sigma_0$ . Этот сигнал блокирует нейроны  $Y_1^0, \dots, Y_{n_0}^0$  и подключает к распознаванию нейроны первой группы.

*Шаг 8.* Число  $l$  увеличивается на единицу:  $l = l + 1$ . Определяются входные и выходные сигналы нейронов слоев  $A, Y, D$  блока  $l$ :

$$\begin{aligned}
 U_{\text{вх} A_k^l} &= 1 \cdot W_{X_0 A_k^l} + \sum_{i=1}^{n_l} U_{\text{вых} X_i} W_{X_i A_k^l}, \quad k = 1, \dots, k_l; \\
 U_{\text{вых} A_k^l} &= f_{A_k^l}(U_{\text{вх} A_k^l}), \quad k = 1, \dots, k_l; \\
 U_{\text{вх} Y_p^l} &= 1 \cdot W_{0 Y_p^l} + \sum_{k=1}^{k_l} U_{\text{вых} A_k^l} W_{A_k^l Y_p^l}, \quad p = 1, \dots, n_l; \\
 U_{\text{вых} Y_p^l} &= f_{Y_p^l}(U_{\text{вх} Y_p^l}), \quad p = 1, \dots, n_l; \\
 U_{\text{вх} D_p^l} &= U_{\text{вых} Y_p^l}, \quad p = 1, \dots, n_l; \\
 U_{\text{вых} D_p^l} &= \begin{cases} 1, & \text{если } (1 - \delta) \leq U_{\text{вх} D_p^l} < 1, \\ 0, & \text{если } (-1 + \delta) < U_{\text{вх} D_p^l} < 1 - \delta, \\ -1, & \text{если } -1 < U_{\text{вх} D_p^l} \leq -1 + \delta, \end{cases}
 \end{aligned}$$

где  $U_{\text{вх} A_k^l}$ ,  $U_{\text{вых} A_k^l}$  ( $k = 1, \dots, k_l$ ),  $U_{\text{вх} Y_p^l}$ ,  $U_{\text{вых} Y_p^l}$ ,  $U_{\text{вх} D_p^l}$ ,  $U_{\text{вых} D_p^l}$  ( $p = 1, \dots, n_l$ ) – соответственно входные и выходные сигналы нейронов  $A^l$ -слоя,  $Y^l$ -слоя и  $D^l$ -слоя блока  $l$  нейронной сети;

$W_{X_0 A_k^l}$  ( $k = 1, \dots, k_l$ ),  $W_{0 Y_p^l}$  ( $p = 1, \dots, n_l$ ) – веса связей для сигналов смещения соответственно на нейроны  $A^l$  и  $Y^l$  слоев;

$W_{X_i A_k^l}$ ,  $W_{A_k^l Y_p^l}$  ( $i = 1, \dots, n$ ;  $k = 1, \dots, k_l$ ;  $p = 1, \dots, n_l$ ) – соответственно веса связей от нейронов входного слоя к нейронам скрытого  $A^l$ -слоя и от нейронов  $A^l$ -слоя к нейронам  $Y^l$ -слоя.

*Шаг 9.* Определяются входной  $U_{\text{вх} \Sigma_l}$  и выходной  $U_{\text{вых} \Sigma_l}$  сигналы управляющего нейрона  $\Sigma_l$ :

$$\begin{aligned}
 U_{\text{вх} \Sigma_l} &= \sum_{p=1}^{n_l} U_{\text{вых} D_p^l}; \\
 U_{\text{вых} \Sigma_l} &= \begin{cases} 0, & \text{если } U_{\text{вх} \Sigma_l} = -(n_l - 2), \\ 1, & \text{если } U_{\text{вх} \Sigma_l} \neq -(n_l - 2). \end{cases}
 \end{aligned}$$

Если  $U_{\text{вых} \Sigma_l} = 0$ , то с помощью выходных сигналов  $D^l$ -нейронов

## 6. Нейронные сети Хемминга: для поиска нескольких решений ...

---

определяется класс, к которому относится входное изображение. Затем осуществляется переход на шаг 1 алгоритма.

Если  $U_{\text{вых } \Sigma_l} = 1$  и  $l = L$ , то – переход на шаг 1 алгоритма, поскольку входное изображение не принадлежит множеству  $M_l$  и в памяти сети отсутствует класс изображений, к которому может относиться входное изображение. Оно воспринимается как представитель нового класса изображений, который необходимо запомнить на  $(L + 1)$ -м дообучении нейронной сети в  $(L + 1)$ -м блоке.

Если  $U_{\text{вых } \Sigma_l} = 1$  и  $l < L$ , то входное изображение не принадлежит множеству  $M_l$ , но может принадлежать множеству  $M_{l+1}$ . Сигнал с выхода нейрона  $\Sigma_l$  по цепи обратной связи фиксирует свой единичный выходной сигнал, блокирует работу нейронов  $Y_1^l, \dots, Y_{n_l}^l$  и подключает к распознаванию нейроны группы  $(l + 1)$ .

*Шаг 10.* Проверяются условия прекращения работы алгоритма. Если они выполняются, то переход на шаг 11 алгоритма, в противном случае – переход на шаг 8 алгоритма.

*Шаг 11.* Останов.

Таким образом, разработана архитектура и алгоритмы функционирования трехслойного перцептрона способного дообучаться в процессе функционирования нейронной сети. Полученные результаты несложно обобщить и на перцептроны, имеющие более трех слоев нейронов.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе проведенного анализа современных систем автоматизированного управления движением поездов, которые используются на железных дорогах мира, определена важная роль систем поддержки принятия решений машинистом, выявлены их недостатки и сформулированы актуальные задачи их совершенствования.

Разработаны математические модели тягового привода дизель-поезда, представленные в неподвижной прямоугольной и во вращающейся синхронной системе координат, которые адекватно отражают процессы, протекающие в реальном объекте управления и позволяют провести исследование системы поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом в режимах разгона, тяги, выбега и торможения.

К дизель-поезду ДЭЛ-02 адаптирован метод тяговых расчетов, повышена точность тяговых расчетов по сравнению с упрощенными алгебраическими выражениями за счет уточнения дифференциальных математических моделей процессов движения и управления подвижным составом, а также автоматизировано выполнение тяговых расчетов, что позволило выполнять как предварительный расчет основных параметров движения дизель-поезда, так и их перерасчет в случае возникновения во время движения изменений погодных условий или дорожной ситуации.

Разработан метод и алгоритм динамической линеаризации математических моделей функционирования подвижного состава с тяговым асинхронным приводом с помощью геометрической теории управления и обратной связи в пространстве "вход – состояние", позволяющие получить линейную математическую модель функционирования электропривода дизель-поезда в канонической форме Бруновского, эквивалентную нелинейной модели объекта управления. С помощью этой модели и принципа максимума решена задача максимального быстрогодействия, что позволило получить для каждого участка железнодорожного пути законы управления дизель-поездом, определяющие минимально необходимое время для преодоления перегона, при известных ограничениях на ускорение и максимальную скорость движения. Решена также задача минимизации взвешенной линейной комбинации времени движения и расхода квадрата управления, что, в свою

очередь, позволило получить соответствующие законы управления дизель-поездом. С помощью теории управления разработана структура регулятора, который формирует оптимальные управляющие воздействия на основании данных, поступающих от реального объекта управления

Разработаны искусственные нейронные сети с тремя входами, которые имеют как свойства двунаправленной ассоциативной памяти, так и ассоциативной памяти, что выдает по входному вектору два изображения, которые ассоциативны между собой и входному вектору, и построена на базе непрерывных, дискретных или непрерывных и дискретных нейронных сетей адаптивной резонансной теории. Известные нейронные сети не могут выделять несколько решений даже в тех случаях, когда имеются равноценные решения. В связи с этим была выполнена актуальная разработка таких дискретных и непрерывных нейронных сетей АРТ и сетей на основе расстояния Хемминга. На базе сетей АРТ предложены нейронные сети двунаправленной ассоциативной памяти, которые могут входным изображениям ставить в соответствие одну или большее число ассоциаций. Эти нейронные сети позволили осуществить компактное хранение информации, необходимой машинисту для автоматизации процессов оптимального ведения дизель-поезда по железнодорожному перегону и реализовать базу знаний системы поддержки принятия решений машинистом.

Впервые на основе нейронных сетей Хемминга предложены дискретные стабильно-пластичные сети и сети, распознающие новую информацию и позволяющие определять несколько решений. Новые сети могут стать альтернативой дискретным нейронным сетям адаптивной резонансной теории.

Разработана бортовая компьютерная система поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда на основе специализированной базы знаний, тяговых расчетов и математической модели в форме Бруновского. СППР в реальных условиях эксплуатации подвижного состава и текущего изменения дорожной обстановки выдает машинисту закон управления, при котором соблюдается график движения дизель-поезда при минимальном расходе топлива, и необходимую информацию для ведения подвижного состава по железнодорожному перегону.

На математических моделях и реальном объекте управления проведены экспериментальные исследования подсистемы тяговых расчетов системы поддержки принятия решений машинистом, законов оптимального управления подвижным составом и электроприводом, которые подтвердили достоверность предложенных решений по автоматизации процесса управления движением дизель-поезда.

Разработанная система поддержки принятия решений машинистом позволила существенно снизить энергетические затраты, необходимые для ведения дизель-поезда по перегонам железнодорожного пути с соблюдением заданного графика движения.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

### ОСНОВНЫЕ СООТНОШЕНИЯ МЕТОДА ТЯГОВЫХ РАСЧЕТОВ

#### А.1. Определение скорости движения дизель-поезда

Скорость движения дизель-поезда можно определить, руководствуясь следующими предположениями: если в момент времени  $t_1$  дизель-поезд, движущийся с постоянным ускорением  $a$ , имел скорость  $v_1$ , то в момент времени  $t_2$  его скорость  $v_2$  будет равна  $v_2 = v_1 + a(t_2 - t_1)$ . Значит, для того чтобы определить значение скорости  $v_2$  в конечный момент времени  $t_2$  необходимо задаться промежутком времени  $\Delta t = (t_2 - t_1)$ , начальной скоростью  $v_1$  в момент времени  $t_1$  и определить значение ускорения  $a$  поступательного движения дизель-поезда.

Если обозначить массу дизель-поезда через  $m$ , кгс/(м/с<sup>2</sup>), а ускоряющую силу дизель-поезда – через  $F_y$ , кгс, то на основе 2-го закона Ньютона получим

$$F_y = ma. \quad (\text{A.1})$$

Масса дизель-поезда в технической системе единиц выражается через вес, кгс/(м/с<sup>2</sup>):

$$m = \frac{1000(P + Q)}{g} = \frac{1000(P + Q)}{127000} = \frac{P + Q}{127}, \quad (\text{A.2})$$

где  $P$  – вес моторных вагонов дизель-поезда, тс;  
 $Q$  – вес немоторных вагонов дизель-поезда, тс;  
 $P + Q$  – вес всего дизель-поезда, тс;  
 $g$  – ускорение силы тяжести, км/ч<sup>2</sup>.

Подставив значение  $m$  из выражения (А.2) в уравнение (А.1), получим ускоряющую силу, с помощью которой, в свою очередь, можно получить ускорение, км/ч<sup>2</sup>:

$$a = \frac{127F_y}{P + Q}. \quad (\text{А.3})$$

При этом выводе учитывается только поступательное движение поезда. На самом деле колесные пары, якоря тяговых электродвигателей, зубчатые колеса и т.д. при движении дизель-поезда наряду с поступательным движением совершают и вращательное движение, причем скорость движения дизель-поезда зависит от частоты их вращения. Следовательно, при движении дизель-поезда ускоряющая сила вызывает ускоренное вращательное движение и, как следствие, ускорение всего дизель-поезда.

При снижении скорости движения вращающиеся части, стремясь сохранить движение, противодействуют силам, направленным против движения поезда. В расчетах влияние этих частей учитывают коэффициентом  $\gamma$ , показывающим, какая часть сил, затрачиваемых на поступательное ускорение, расходуется на создание угловых ускорений вращающихся частей поезда. Величину  $1 + \gamma$  называют коэффициентом инерции вращающихся частей, а массу  $m(1 + \gamma)$  называют приведенной массой.

С учетом коэффициента инерции вращающихся частей масса дизель-поезда  $m$ , кгс/(км/ч<sup>2</sup>), равна

$$m = \frac{(P + Q)(1 + \gamma)}{127}. \quad (\text{А.4})$$

При этом ускоряющая сила, кгс, равна

$$F_y = m(1 + \gamma)a. \quad (\text{А.5})$$

Соотношение (А.5) является одной из форм записи уравнения движения дизель-поезда. Подставив в (А.5) значение  $m$  из формулы (А.2), с помощью простых преобразований нетрудно получить уточненную формулу для определения ускорения, км/ч<sup>2</sup>:

$$a = \frac{127}{(1 + \gamma)} \cdot \frac{F_y}{(P + Q)}. \quad (\text{А.6})$$

Обозначив  $127/(1 + \gamma) = \xi$  и заменив ускоряющую силу  $F_y$  через удельную ускоряющую силу  $f_y = F_y/(P + Q)$ , кгс/тс, получим ускорение  $a$ , км/ч<sup>2</sup>, равное

$$a = \xi f_y, \quad (\text{A.7})$$

где  $\xi$  – ускорение дизель-поезда при действии удельной ускоряющей силы в 1 кгс/тс с учетом инерции вращающихся частей.

Рассчитанный для различных дизель-поездов коэффициент инерции  $(1 + \gamma)$  вращающихся частей оказывается близким к значению 1,06. Поэтому для дизель-поезда принимают значение  $\xi$  в формуле (A.7) равным  $\xi = 127/1,06 = 120 \frac{\text{км/ч}^2}{\text{кгс/тс}}$ .

Для определения по соотношению (A.7) ускорения поступательного движения дизель-поезда  $a$ , необходимо определять удельную ускоряющую силу  $f_y$ , которая обратно пропорциональна весу состава  $P + Q$  и прямо пропорциональна ускоряющей силе  $F_y$ , которую можно определить из уравнения движения дизель-поезда.

Пройденное расстояние  $\Delta L$  за интервал времени  $\Delta t = (t_2 - t_1)$  при равноускоренном движении, начальной  $v_1 = v_1(t_1)$  и конечной  $v_2 = v_2(t_2)$  скорости движения может быть определено по формуле

$$\Delta L = \frac{(v_2^2 - v_1^2)}{2a}. \quad (\text{A.8})$$

Ускоряющая сила  $F_y$  в общем случае является алгебраической суммой сил тяги  $F_k$ , сопротивления движению  $W_k$  и тормозной силы  $B_T$

$$F_y = F_k - W_k - B_T. \quad (\text{A.9})$$

Для расчета ускоряющей силы  $F_y$ , в заданном интервале времени  $\Delta t$ , необходимо определить силу тяги дизель-поезда  $F_k$  на текущей позиции контроллера машиниста, силу сопротивления движению дизель-поезда  $W_k$  на заданном участке пути и тормозную силу поезда  $B_T$  при известной последовательности переключений тормозного контроллера машиниста и известной силе  $K$  натяжения колодок на бандажах. Результирующую силу  $F_y$ , при положительном ее значении, называют ускоряющей силой, а при отрицательном – замедляющей.

## А.2. Определение силы тяги дизель-поезда

Характеристики, показывающие зависимости скорости  $v$  движения моторных вагонов, силы тяги  $F_k$ , развиваемой каждым двигателем на обод колеса от тока электродвигателя  $I_d$ , называют электромеханическими характеристиками, отнесенными к ободу колеса. Эти характеристики определяют при номинальном напряжении и неизменной температуре обмоток тяговых электродвигателей. Они необходимы для определения силы тяги моторных вагонов и скорости движения дизель-поезда. При этом электромеханические характеристики на валу тягового электродвигателя необходимо пересчитать на обод колеса.

Скоростные и электротяговые характеристики можно получить пересчетом с электромеханических характеристик на валу тягового двигателя. Движущая колесная пара моторных вагонов связана с валом якоря тягового электродвигателя через зубчатую передачу (редуктор). Шестерня редуктора, соединенная с валом тягового электродвигателя, имеет меньшее число зубьев, чем зубчатое колесо, посаженное на колесную пару. Отношение числа зубьев зубчатого колеса к числу зубьев шестерни называют передаточным отношением зубчатой передачи  $\mu$ .

Сила тяги на обод колеса, при известном вращающем моменте  $M_k$ , приложенном к колесной паре  $F_k$ , кгс, равна

$$F_k = \frac{M_k}{D/2} = \frac{2M_k}{D}, \quad (\text{A.10})$$

где  $D$  – диаметр движущегося колеса, м.

Вращающий момент колесной пары  $M_k$  приблизительно в  $\mu$  раз больше момента  $M$  на валу тягового электродвигателя. В действительности в передаче теряется часть момента, а следовательно, и силы тяги. Потери учитываются с помощью к.п.д. передачи  $\eta_{\text{п}}$ . С учетом этого значение силы тяги на обод колеса равно

$$F_k = \frac{2M\mu\eta_{\text{п}}}{D}. \quad (\text{A.11})$$

При одинаковом моменте вращения на валу тягового электродвигателя касательная сила тяги на обод колеса будет больше при меньшем диаметре колеса и большем передаточном отношении редуктора.

Для определения по соотношению (А.11) силы тяги дизель-поезда  $F_k$ , необходимо определять момент на валу тягового электродвигателя  $M$ , который можно рассчитать, пользуясь электромеханическими характеристиками тягового электропривода.

Подведенная к тяговому электродвигателю мощность  $P_1$ , Вт, равна

$$P_1 = U_d I_d, \quad (\text{A.12})$$

где  $U_d$  – напряжение, подведенное к двигателю;

$I_d$  – ток двигателя.

Полученная на валу полезная мощность  $P_2$ , кгс · м/с, равна

$$P_2 = \omega M. \quad (\text{A.13})$$

Так как  $\omega = 2\pi n/60$ , получим  $P_2$ , кгс · м/с,

$$P_2 = \frac{2\pi n M}{60}, \quad (\text{A.14})$$

где  $n$  – частота вращения якоря, об/мин.

Имея в виду, что  $1 \text{ кгс} \cdot \text{м/с} = 9,81 \text{ Вт}$ , получим  $P_2$ , Вт,

$$P_2 = 9,81 \cdot \frac{2\pi n M}{60}. \quad (\text{A.15})$$

Коэффициент полезного действия  $\eta_d$  тягового двигателя определяется выражением

$$\eta_d = \frac{P_2}{P_1} = \frac{9,81 \cdot 2\pi n M}{60 U_d I_d}, \quad (\text{A.16})$$

откуда вращающий момент  $M$ , кгс · м, равен

$$M = \frac{60}{9,81 \cdot 2\pi} \frac{U_d I_d \eta_d}{n} = 0,974 \cdot \frac{U_d I_d \eta_d}{n} = 0,974 \cdot \frac{P_1 \eta_d}{n}. \quad (\text{A.17})$$

Зная значения напряжения  $U_d$  и тока  $I_d$ , т.е. подведенную к тяговому асинхронному электродвигателю мощность  $P_1$ , частоту вращения якоря  $n$  и к.п.д. двигателя  $\eta_d$ , можно определить значение вращающего момента  $M$ .

### А.3. Определение силы сопротивления движению дизель-поезда

Общее сопротивление движению дизель-поезда определяют как сумму основного и дополнительного сопротивлений.

При разгоне и поддержании заданной скорости движения поезда, т.е. в режиме тяги, общее сопротивление движению дизель-поезда  $W$ , кгс, равно

$$W = (\omega'_0 + \omega_i + \omega_r)P + (\omega''_0 + \omega_i + \omega_r)Q, \quad (\text{A.18})$$

где  $\omega'_0$  – основное удельное сопротивление движению моторных вагонов дизель-поезда, при движении под током, кгс / тс;

$\omega_i$  – дополнительное сопротивление движению дизель-поезда от спусков и подъемов, кгс / тс;

$\omega_r$  – дополнительное сопротивление движению дизель-поезда от кривых, кгс / тс;

$P$  – вес моторных вагонов дизель-поезда, тс;

$\omega''_0$  – основное удельное сопротивление движению немоторных вагонов дизель-поезда, кгс / тс;

$Q$  – вес всех немоторных вагонов дизель-поезда, тс.

На выбеге, общее сопротивление движению дизель-поезда  $W$ , кгс, равно

$$W = (\omega_x + \omega_i + \omega_r)P + (\omega''_0 + \omega_i + \omega_r)Q, \quad (\text{A.19})$$

где  $\omega_x$  – основное удельное сопротивление движению моторных вагонов дизель-поезда, при движении без тока, кгс / тс.

Влияние различных факторов на основное сопротивление движению поезда из-за их разнообразия и постоянного изменения установить достаточно точно невозможно. Поэтому для определения основного удельного сопротивления движению подвижного состава используют эмпирические формулы, которые определяют путем многочисленных исследований и испытаний в различных условиях. Их выводят для каких-то средних условий работы подвижного состава. Поэтому для условий, значительно отличающихся от средних, например, сильный ветер, плохое состояние пути, подвижного состава и др., основное удельное сопротивление будет отличаться от расчетного.

Основное удельное сопротивление движению моторных вагонов дизель-поезда, в режиме тяги  $\omega'_0$ , кгс/тс, и на выбеге  $\omega_x$ , кгс/тс, определяют по следующим соотношениям:

$$\omega'_0 = a_1 + a_2v + \left( a_3 + \frac{a_4}{m_B} \right) \frac{v^2}{q_0}, \quad (\text{A.20})$$

$$\omega_x = b_1 + b_2v + \left( b_3 + \frac{b_4}{m_B} \right) \frac{v^2}{q_0} + \frac{1}{q_0} (b_5 + b_6v) \frac{m_M}{m_B}, \quad (\text{A.21})$$

где  $a_1, a_2, a_3, a_4, b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6$  – константы, характеризующие соответствующий дизель-поезд;

$q_0$  – средняя нагрузка от оси дизель-поезда на рельсы;

$m_B$  – общее число вагонов дизель-поезда;

$m_M$  – число моторных вагонов дизель-поезда.

При движении моторных вагонов дизель-поезда в режиме тяги, удельное сопротивление от трения в зубчатых передачах силовых трансмиссий, а также механические потери в двигателях, учтены в электромеханических и тяговых характеристиках, тогда как при движении на холостом ходу их учитывают как основное удельное сопротивление. Поэтому основное удельное сопротивление моторных вагонов при движении на выбеге выше, чем при движении в режиме тяги.

Основное удельное сопротивление движению цельнометаллических пассажирских вагонов определяют по следующему соотношению, кгс/тс,

$$\omega_0'' = c_1 + \frac{c_2 + c_3v + c_4v^2}{q_0}, \quad (\text{A.22})$$

где  $c_1, c_2, c_3, c_4$  – константы, характеризующие соответствующий дизель-поезд;

$q_0$  – средняя нагрузка от оси цельнометаллического пассажирского вагона на рельсы.

Дополнительное сопротивление возникает при движении дизель-поезда по уклонам и в кривой, при низкой температуре наружного воздуха и сильном встречном и боковом ветре, при трогании поезда с места, а также при работе подвагонных генераторов для освещения пассажирских вагонов.

**Сопротивление от уклонов.** Удельное сопротивление от подъема будет изменяться прямо пропорционально его значению. Крутизну подъема определяют отношением разности высот конечной  $H_2$  и начальной  $H_1$  точек элементов пути над уровнем моря к расстоянию между ними  $l$ . Эту величину умножают на 1000, обозначают буквой  $i$  и выражают в тысячных долях (‰), обычно с одним знаком после запятой. Следовательно, удельное сопротивление от подъема, кгс/тс, равно

$$\omega_i = i. \quad (\text{A.23})$$

Удельное сопротивление от уклона численно равно уклону, выраженному в тысячных долях. Знак плюс указывает, что поезд движется по подъему, а знак минус – по спуску.

**Сопротивление от кривой.** При движении поезда по участку, где имеются кривые, колеса локомотива и вагонов под влиянием центробежной силы прижимаются к наружному (по отношению к кривой) рельсу, вызывая трения реборд колес о головки рельсов или

контррельсов, а также осей о бурты подшипников при поперечном перемещении колесных пар. Кроме того, при входе в кривую и выходе из нее происходят толчки и удары, тележки вагонов поворачиваются, вследствие чего возникает трение в шкворнях и боковых скользунах. Все это вызывает дополнительное сопротивление движению поезда, значение которого увеличивается с уменьшением радиуса кривой. Оно также зависит от многих других факторов: от жесткости верхнего строения пути, возвышения наружного рельса, разбега колесных пар, возможности поворота осей относительно друг друга и т.п. Влияние всех этих факторов учесть не представляется возможным, поэтому для графика движения поездов удельное сопротивление от кривой  $\omega_r$  определяют по эмпирическим формулам, установленным опытным путем. Если длина кривой больше или равна длине поезда, т.е.  $s_{кр} \geq l_n$ , то удельное сопротивление от кривой, кгс/тс, равно

$$\omega_r = \frac{d_1}{R}. \quad (\text{A.24})$$

В этой формуле учтен только радиус кривой  $R$ , м, так как все остальные факторы условно считают постоянными. Они учтены в коэффициенте  $d_1$ .

Если длина кривой меньше или равна длине поезда, т.е.  $s_{кр} \leq l_n$ , то удельное сопротивление от кривой, кгс/тс, равно

$$\omega_r = \frac{d_1 s_{кр}}{R l_n}. \quad (\text{A.25})$$

В том случае, когда на участке пути имеются и уклон и кривая, удельное сопротивление от них определяют через так называемый приведенный уклон  $i_k$ , который равен сумме сопротивлений от уклона и кривой

$$i_k = i + \omega_r. \quad (\text{A.26})$$

При движении по подъему  $i$  принимают со знаком плюс, при следовании по спуску – со знаком минус.

#### **А.4. Определение силы тяги и сопротивления движению дизель-поезда в зависимости от погодных условий**

К дополнительным сопротивлениям движению дизель-поезда относятся сопротивления, зависящие от погодных условий, которыми

являются: сопротивление движению от температуры наружного воздуха и сопротивление от ветра.

**Сопротивление от повышения температуры наружного воздуха.**

Плотность воздуха влияет на мощность дизеля, следовательно, барометрическое давление и температура окружающего воздуха также существенно влияют на мощность, которую вырабатывает дизель-генераторная установка.

В методе тяговых расчетов для поездной работы учитывают изменения силы тяги  $F_k$  дизель-поезда в зависимости от атмосферных условий. Сила тяги  $F_k$  при атмосферных условиях, отличающихся от стандартных, определяется по формуле:

$$F_k = F_{k0}(1 - k_t - k_p), \quad (\text{A.27})$$

где  $F_{k0}$  – сила тяги дизель-поезда при стандартных атмосферных условиях (температура воздуха 20°C, барометрическое давление 760 мм ртутного столба);

$k_t, k_p$  – коэффициенты, учитывающие снижения мощности дизеля соответственно от изменения температуры наружного воздуха и атмосферного давления.

Численные значения коэффициентов  $k_t$  и  $k_p$  определяются по табл. А.1 и А.2.

Таблица А.1. Значение  $k_t$  при изменении температуры наружного воздуха

Температура наружного воздуха $t_{\text{нв}}, ^\circ\text{C}$	20	30	40
$k_t$	0	0,05	0,1

Таблица А.2. Значение  $k_p$  при изменении атмосферного давления

Значение атмосферного давления, мм рт. ст.	680	700	720	740	$\geq 760$
$k_p$	0,115	0,086	0,057	0,028	0

Из табл. А.1 и А.2 видно, что при неблагоприятных атмосферных условиях мощность, которую вырабатывает дизель-генераторная установка, а следовательно, и сила тяги дизель-поезда могут значительно уменьшиться.

**Сопротивление от понижения температуры наружного воздуха.**

Низкая температура наружного воздуха приводит к повышению

плотности воздуха и соответствующему увеличению воздушного сопротивления подвижного состава. Эти изменения учитываются при нормировании поездной работы дизель-поезда коэффициентом  $k_{нт}$  в зависимости от скорости движения поезда, при температуре наружного воздуха ниже  $-25^{\circ}\text{C}$ .

Для определения удельного сопротивления движению дизель-поезда  $\omega'_{0уд}$  и  $\omega''_{0уд}$  при низких температурах наружного воздуха необходимо значения  $\omega'_0$  и  $\omega''_0$ , полученные по формулам (А.20) и (А.22), умножить на коэффициент  $k_{нт}$ :

$$\omega'_{0уд} = \omega'_0 k_{нт}, \quad (\text{А.28})$$

$$\omega''_{0уд} = \omega''_0 k_{нт}, \quad (\text{А.29})$$

где  $\omega'_0$  – удельное сопротивление движению моторных вагонов дизель-поезда;

$\omega''_0$  – удельное сопротивление движению цельнометаллических пассажирских вагонов дизель-поезда;

$k_{нт}$  – коэффициент нормирования поездной работы дизель-поезда, учитывающий повышение плотности воздуха.

**Сопротивление от ветра.** Дополнительное удельное сопротивление движению, вызванное действием встречного или бокового ветра, учитывают коэффициентом  $k_{в}$  в зависимости от скорости движения дизель-поезда. Метод тяговых расчетов устанавливает порядок, согласно которому для графика движения поездов это дополнительное сопротивление должно учитываться при скоростях ветра  $v_{в}$  до 12 м/с.

При скоростях ветра, превышающих 12 м/с, дополнительное сопротивление от его действия учитывают на период возникновения особо неблагоприятных погодных условий [127]. При этом значение коэффициента  $k_{в}$  находят в зависимости от плотности наружного воздуха  $\rho$ , которая зависит от атмосферного давления и температуры, и определяется по формуле:

$$\rho = 0,35 \frac{H_{бар}}{t_{нв} + 273}, \quad (\text{А.30})$$

где  $H_{бар}$  – атмосферное давление, гПа (1 мм рт. ст. = 1,33 гПа);

$t_{нв}$  – температура наружного воздуха,  $^{\circ}\text{C}$ .

Для определения удельного сопротивления движению дизель-поезда, вызванного действием встречного или бокового ветрам  $\omega'_{0в}$  и  $\omega''_{0в}$ , необходимо значения  $\omega'_0$  и  $\omega''_0$ , полученные по формулам (А.20) и (А.22), умножить на коэффициент  $k_{в}$ .

$$\omega'_{0B} = \omega'_0 k_B; \quad (\text{A.31})$$

$$\omega''_{0B} = \omega''_0 k_B, \quad (\text{A.32})$$

где  $\omega'_0$  – удельное сопротивление движению моторных вагонов дизель-поезда;

$\omega''_0$  – удельное сопротивление движению цельнометаллических пассажирских вагонов дизель-поезда;

$k_B$  – коэффициент нормирования поездной работы дизель-поезда, учитывающий действие встречного или бокового ветра.

### А.5. Определение тормозной силы дизель-поезда

В процессе ведения поезда машинист для уменьшения скорости или остановки поезда приводит в действие тормоза, создающие тормозную силу, направленную против движения поезда. Различают два вида торможения: механическое, когда тормозная сила образуется от трения тормозных колодок о бандажи колес подвижного состава, и электрическое, при котором тормозная сила возникает при работе тяговых электродвигателей дизель-поездов в режиме генераторов, преобразующих кинетическую энергию движущегося поезда в электрическую. Электрическое торможение является основным средством, повышающим безопасность движения и позволяющим уменьшать расход тормозных колодок.

Механическое торможение по интенсивности его действия подразделяют на регулировочное, служебное и экстренное. Регулировочное торможение применяют для поддержания постоянства скорости на спусках. Служебное торможение применяют для снижения скорости или остановки поезда, и его интенсивность выбирают исходя из профиля пути и необходимого снижения скорости. Экстренное торможение используют только для предупреждения несчастных случаев и аварий. От эффективности, исправности и умелого управления тормозными средствами в значительной степени зависит безопасность движения. С увеличением тормозной силы и эффективности действия тормозов сокращается путь, проходимый поездом за время торможения до полной остановки.

**Механическое торможение.** При применении пневматических тормозов, когда скорость движения дизель-поезда становится менее 5 км/ч, каждая тормозная колодка прижимается к бандажам колес и между ними возникает сила трения. Тормозную силу поезда  $B_T$ , можно определять как произведение суммы действительных сил нажатия тормозных колодок  $K$  на действительный коэффициент трения  $\phi_k$

$$B_T = k_1 \sum_{i=1}^n K \varphi_k, \quad (\text{A.33})$$

где  $k_1$  – коэффициент, выбираемый в соответствии с применяемым на дизель-поезде тормозным оборудованием;

$n$  – количество колес дизель-поезда.

Для указанных значений действительных сил нажатия тормозных колодок  $K$ , находим расчетные коэффициенты трения  $\varphi_k$  по следующему соотношению:

$$\varphi_k = q_1 \frac{v + q_3}{q_2 v + q_3}, \quad (\text{A.34})$$

где  $q_1, q_2, q_3$  – константы, соответствующие применяемым в дизель-поезде композиционным колодкам;

$v$  – скорость движения дизель-поезда.

**Электрическое торможение.** Тяговые асинхронные электродвигатели подвижного состава можно перевести из двигательного режима в генераторный, используя принцип обратимости электрических машин. В этом случае потенциальная энергия при движении по спуску или кинетическая энергия при замедлении движения тяговыми электродвигателями преобразовывается в электрическую энергию. Эта энергия может быть погашена в тормозном реостате электроподвижного состава, при этом подобное торможение называется реостатным. В этом случае коэффициент полезного действия для тягового электродвигателя равен

$$\eta_d = g_1 \frac{U_d I_d}{B_T v}, \quad (\text{A.35})$$

где  $g_1$  – константа, соответствующая данному типу дизель-поезда.

Из соотношения (A.35) можно определить тормозную силу тягового электродвигателя  $B_T$ , кгс,

$$B_T = g_1 \frac{U_d I_d}{v \eta_d} = g_1 \frac{P_d}{v \eta_d}. \quad (\text{A.36})$$

Зная значения тормозной мощности  $P_d$ , которая зависит от последовательности переключений тормозного контроллера машиниста, скорость движения  $v$  и к.п.д. двигателя  $\eta_d$ , можно определить значение тормозной силы тягового асинхронного электродвигателя  $B_T$ .

### А.6. Расчет тормозного пути дизель-поезда

По условиям безопасности движения любой поезд, независимо от крутизны спусков, имеющих на участке, должен быть остановлен на расстоянии, равном длине расчетного (полного) тормозного пути [126, 127].

Величина полного тормозного пути  $S_T$  нормируется и при скорости поезда до 80 км/ч равняется 1000 м – для спусков крутизной до  $i = -6\%$  включительно и  $S_T = 1200$  м – для спусков крутизной  $i = -6 \dots -10\%$ .

Полный тормозной путь дизель-поезда  $S_T$ , м, состоит из подготовительного и действительного тормозного пути:

$$S_T = S_{\Pi} + S_{\text{д}}. \quad (\text{A.37})$$

Подготовительный путь  $S_{\Pi}$ , м, определяется по формуле:

$$S_{\Pi} = w_1 V_0 t_{\Pi}, \quad (\text{A.38})$$

где  $w_1$  – постоянный коэффициент;

$V_0$  – скорость поезда в момент начального торможения, м/с;

$t_{\Pi}$  – время подготовки тормозов к действию, с.

Учитывая то, что в действительности за время подготовки тормозов к действию скорость не постоянная, выполняют коррекцию времени  $t_n$ , которая учитывает величину уклона и тормозную силу:

$$t_{\Pi} = w_2 - \frac{w_3 i_{\Pi}}{b_y}, \quad (\text{A.39})$$

где  $w_2, w_3$  – постоянные коэффициенты;

$i_{\Pi}$  – приведенный уклон, ‰;

$b_y$  – величина удельной тормозной силы.

Действительный тормозной путь, м, определяется по формуле:

$$S_{\text{д}} = \frac{w_4 (v_{\text{н}}^2 - v_{\text{к}}^2)}{\xi (b_m + w_{\text{ox}} + i_{\Pi})}, \quad (\text{A.40})$$

где  $w_4$  – постоянный коэффициент;

$v_{\text{н}}$  и  $v_{\text{к}}$  – начальная и конечная скорости движения, км/ч;

$\xi$  – замедление поезда, км/ч<sup>2</sup>, под действием замедляющей силы, кгс/тс;

$b_m$  – удельная тормозная сила, кгс/тс;

$w_{ox}$  – основное удельное сопротивление движению, кгс/тс.

Соотношения (А.1) – (А.40) являются основными соотношениями метода тяговых расчетов и используются в системе поддержки принятия решений машинистом как для предварительных расчетов оптимального режима ведения подвижного состава, так и для корректировки режимов ведения состава в случае изменения ситуации во внешней среде или на железной дороге.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Могилевкин И. М. Транспорт и коммуникации: прошлое, настоящее, будущее / И. М. Могилевкин. – М.: Наука, 2005. – 357 с.
2. Walrave M. Hochgeschwindigkeitsverkehr in Europa / M. Walrave, G. Ellwanger // ETR-Eisenbahntechnische Rundschau. – 1995. – № 10. – P. 136–142.
3. Корниенко В.В. Высокоскоростной электрический транспорт. Мировой опыт / В.В. Корниенко, В.И. Омеляненко. – Х.: НТУ "ХПИ", 2007. – 159 с.
4. Басов Г.Г. Прогнозування розвитку дизель-поїздів для залізниць України: Монографія. Ч. 1. / Г.Г. Басов. – Х.: Апекс+, 2004. – 240 с.
5. Басов Г.Г. Розвиток електричного моторвагонного рухомого складу. Ч. 1. / Г.Г. Басов, С.І. Ясько. – Х.: Апекс+, 2005. – 248 с.
6. Боровикова М.С. Организация движения на железнодорожном транспорте: Учебник для техникумов и колледжей железнодорожного транспорта / М.С. Боровикова. – К.: Маршрут, 2003. – 368 с.
7. Автоматизация электроподвижного состава / [под ред. А.Н. Савоськина]. – М.: Транспорт, 1990. – 311 с.
8. Gouin M. Le fret express la grande vitesse ferroviare / M. Gouin // Revue Generale des Chemins de fer. – 1996. – № 4. – P. 947–953.
9. Soenen R. Die technische Harmonisierung / R. Soenen // Rail International. – 1997. – № 6–7. – P. 947–953.
10. Тартаковський Е.Д. Пріоритетні напрямки досліджень у галузі тягового рухомого складу (ТРС) / Е.Д. Тартаковський // Збірник наукових праць. – Х: УкрДАЗТ, 2004. – Вип. 64. – С. 5–12.
11. Железные дороги мира в XXI столетии: Монография / [под общ. ред. Г.М. Кирпы]. – Днепропетровск: ДНУЖТ имени акад. В. Лазаряна, 2004. – 224 с.
12. Бабанін О.Б. Новий імпортований рухомий склад для приміського сполучення на залізницях України / О.Б. Бабанін, А.П. Фалендиш // Збірник наукових праць. – Х.: УкрДАЗТ, 2004. – Вип. 64. – С. 159–164.
13. Dressler Helmuk. MICAS – Microcomputer fur Fahrzeuge / D. Helmuk // Elektrische Bahnen. – 1981. – Vol. 79. – № 12. – P. 411–417.

14. Horstmann D. 100 Jahre Entwicklung der Antriebsstechnik für elektrische Bahnen. Teil 2 / Daniel Horstmann, Rudolf Wagner, Wolf-Dieter Weigel // *Elek. Bahnen.* – 2003. – № 7. – P. 338–345.
15. Semmens P. High Speed in Japan / P. Semmens // *Sheffield.* – 1997. – 108 p.
16. Aoki E. A History of Japanese Railways 1872 – 1999 / E. Aoki. – Tokyo: East Japan Railway Culture Foundation, 2000. – 260 p.
17. Simso P. Перспективный тепловоз для железных дорог США / P. Simson // *Diesel Traction. Int. Railways.* – 2003. – № 11. – P. 40–41.
18. Носков В.И. О создании тяговых асинхронных электроприводов в НПО "Электротяжмаш" / В.И. Носков, Н.И. Шпика, Г.И. Яровой // *Новини енергетики.* – 2001. – № 9. – С. 86–88.
19. Носков В.И. Об участии НПО "Электротяжмаш" в Государственной программе развития железнодорожного транспорта социального назначения / В.И. Носков, В.А. Иванов // *Новини енергетики.* – 2001. – № 9. – С. 84–85.
20. Дюбей Г.К. Основные принципы устройства электроприборов / Г.К. Дюбей. – М.: Техносфера, 2009. – 480 с.
21. Электроподвижной состав с асинхронными тяговыми двигателями / [под ред. Н.А. Ротанова]. – М.: Транспорт, 1991. – 336 с.
22. Михальченко Г.С. Моделирование переходных режимов в асинхронном тяговом приводе локомотивов / Г.С. Михальченко, Г.А. Федяева, А.И. Власов // *Вестник ВНИИЖТ.* – 2003. – № 4. – С. 42–47.
23. Ставицкий В.Н. Математическая модель процессов в электротехнической системе "вентильно-трансформаторный инвертор – асинхронный двигатель" / В.Н. Ставицкий // *Труды ДГТУ. Выпуск 16. Серия горно-электромеханическая.* – Донецк: ДонГТУ, 2000. – С. 263–271.
24. Ставицкий В.Н. Математическая модель установившегося режима работы системы "вентильно-трансформаторный инвертор – асинхронный двигатель" / В.Н. Ставицкий // *Труды Донецкого государственного технического университета. Выпуск 27. Серия горно-электромеханическая.* – Донецк: ДонГТУ, 2001. – С. 371–376.
25. Маренич К.Н. Обоснование технических решений для создания асинхронного частотно-регулируемого электропривода шахтного аккумуляторного электровоза / К.Н. Маренич, В.Н. Ставицкий, А.И. Самойлов // *Труды Донецкого государственного технического университета. Выпуск 31. Серия горно-электромеханическая.* – Донецк: ДонГТУ, 2002. – С. 409–411.
26. Sathiakumar S. Microprocessor-Based Field-Oriented Control of ACSI-Fed Induction Motor Drive / S. Sathiakumar, S. Biswas, J. Vithayathil // *IEEE Transactions on Industrial Electronics.* – 1986. – № 1. – P. 39–40.
27. Бублик Б.Н. Структурно-параметрическая оптимизация и устойчивость динамики пучков / Б.Н. Бублик, Ф.Г. Гаращенко, Н.Ф. Кириченко. – К.: Наукова думка, 1985. – 304 с.

28. Моделирование и оптимизация систем управления и контроля локомотивов / [Носков В.И., Дмитриенко В.Д., Заполовский Н.И., Леонов С.Ю.]. – Х.: ХФИ "Транспорт Украины", 2003. – 248 с.
29. Chekhet E. Novel vector control algorithm of the doubly fed induction machine with matrix converter / E. Chekhet, S. Peresada, V. Sobolev // Proceedings of 7<sup>th</sup> International Power Electronics and Motor Control Conference, Prague (Czech Republic). – 1998. – Vol. 5. – P. 123–128.
30. Operating Modes Analysis of the Doubly-Fed Induction Machine with Matrix Converter / [Chekhet E., Peresada S., Sobolev V., Bekbudov R.] // Proc. of Conf. "Problems of present day electrical engineering". – Kiev. – 2000. – Vol. 2. – P. 32–37.
31. Математическое моделирование динамики электровозов / [Микитенко А.Г., Плохов Е.М., Зафирьян А.А., Хоменко Б.И.]. – М.: Высшая школа, 1998. – 273 с.
32. Акимов Л.В. Сравнительный анализ быстродействия переходных процессов в электроприводах с системами подчиненного управления и оптимального управления / Л.В. Акимов, И.О. Тукалов // Оптимизация режимов работы электроприводов. Межвузовский сборник. – Красноярск: КрПИ, 1988. – С. 5–8.
33. Корылов И.П. Математическое моделирование электрических машин / И.П. Корылов. – М.: Высшая школа, 1987. – 216 с.
34. Скалозуб В.В. Ресурсосберегающие методы управления тягой поездов и совершенствование конструкции подвижного состава: дис. ... доктора техн. наук: 05.22.07 / В.В. Скалозуб. – Днепропетровск, 2003. – 533 с.
35. Скалозуб В.В. Модели и методы компромиссно-оптимальных режимов движения поезда / В.В. Скалозуб // Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – Днепропетровск. – 2002. – Вип. 3. – С. 137–146.
36. Скалозуб В.В. Оптимизация режимов ведения поездов на основе непрерывного динамического программирования / В.В. Скалозуб, К.И. Железнов // Математичне моделювання. – Дніпродзержинськ: ДДТУ, 2002. – № 2. – С. 32–36.
37. Ким С.И. Системы микропроцессорного управления электропередачей автономных локомотивов: автореф. дис. на соискание ученой степени канд. техн. наук / С.И. Ким. – Коломна: ЕНИТИ, 1998. – 18 с.
38. Улучшение тягово-тормозных свойств локомотивов за счет применения микропроцессорных систем / [Горбунов Н.Н., Кашура А.Л., Спирыгин В.И. и др.] // Перспективні задачі інженерної науки. – Днепропетровск: GAUDEAMUS, 2002. – Вип. 4. – С. 168–172.
39. Повышение надежности и перспективы развития микропроцессорных систем управления и обеспечение безопасности

движения поездов / [Абрамов В.М., Мугинштейн Л.А., Никифоров Б.Д. и др.] // Вестник ВНИИЖТ. – 2002. – № 5. – С. 9–14.

40. Жуковский В.И. Об одной особенности "многокритериальных" дифференциальных игр / В.И. Жуковский // Кибернетика и системный анализ. – 2002. – № 3. – С. 181–188.

41. Саввов В.М. Высокоскоростной поезд нового поколения "Сокол" / В.М. Саввов // Железнодорожный транспорт. – 2000. – № 5. – С. 81–88.

42. Molinari M. Ausbeutung Diesel Züge Integral der neuen Generation / M. Molinari // Eisenbahningenieur. – 2003. – № 4. – Р. 6–11.

43. Бадьян И.П. Аппаратура микропроцессорной системы управления и диагностики электровоза / И.П. Бадьян // Железнодорожный транспорт. – 2000. – № 4. – С. 48–52.

44. Котов О.Г. Автоматизированная многофункциональная система управления локомотивом / О.Г. Котов // Железнодорожный транспорт. – 1998. – № 4. – С. 34–40.

45. Töpfer C. Optimierung Kompetenz des Zugs anhand Bordscomputers / C. Töpfer // Eisenbahningenieur. – 1998. – № 2. – Р. 68–70.

46. Донской А.Л. Системы автоведения и регистрации для электровозов пассажирского движения / А.Л. Донской, Е.Е. Завьялов // Транспорт Российской Федерации. – 2005. – № 3. – С. 46–54.

47. Кунцевич В.М. Синтез оптимального робастного управления линейными объектами при ограниченных возмущениях / В.М. Кунцевич // Автоматика и телемеханика. – 1992. – № 7. – С. 178–182.

48. Кростров Б.В. Микропроцессорные системы и микроконтроллеры / Б.В. Кростров, В.Н. Ручкин. – М.: ТехБук, 2007. – 320 с.

49. Мирошниченко Р.И. Режимы работы электрифицированных участков / Р.И. Мирошниченко. – М.: Транспорт, 1982. – 207 с.

50. Почаевец Э.С. Регрессионный анализ и оптимизация расхода электроэнергии поездов метрополитена / Э.С. Почаевец // Труды ВЗИИТ. – 1981. – Вып. 115. – С. 104–111.

51. Буков В.И. Робастное оптимальное управление / В.И. Буков, И.А. Князев // Автоматика и телемеханика. – 1991. – № 3. – С. 15–22.

52. Почаевец Э.С. Анализ режимов системы электроснабжения методами теории случайных событий / Э.С. Почаевец, Я.Е. Савич // Труды РИИЖТ. – 1981. – С. 67–71.

53. Блохин Е.П. Методика расчета оптимальных по расходу электроэнергии времен хода поезда / Е.П. Блохин, А.В. Слободян, Г.В. Евдомаха // Транспорт. Сб. научных трудов ДИИТа. – Днепропетровск: Наука и образование, 1999. – С. 47–55.

54. Петров Ю.П. Оптимизация электроприводов с гибкими упругими связями / Ю.П. Петров, В.А. Сиверин // Электричество. – 1985. – № 3. – С. 57–59.

55. Заполовский Н.И. К вопросу синтеза оптимальных регуляторов электропривода тепловоза ТЭ120 / Н.И. Заполовский, В.С. Капинус // Вестник ХПИ. Серия "Автоматика и приборостроение". – Х.: Высшая школа, 1986. – № 235. – С. 33–35.
56. Луков Н.М. Автоматизация тепловозов, газотурбовозов и дизель-поездов / Н.М. Луков. – М.: Машиностроение, 1988. – 272 с.
57. Выбор энергетически оптимальных режимов ведения поездов / [Блохин Е.П., Пшинько А.Н., Евдомах Г.В., Скалзуб В.В.] // Залізничний транспорт України. – 2001. – № 6. – С. 19–22.
58. Блохин Е.П. Выбор режимов ведения поездов как стохастическая задача векторной оптимизации / Е.П. Блохин, В.В. Скалзуб // Транспорт. Збірник наукових праць ДІТУ. – Дніпропетровськ: Наука і освіта. – 2001. – Вип. 7. – С. 28–31.
59. Nakan Hjalmarsson. Optimally robust system identification of systems subject to amplitude-bounded stochastic disturbances / Nakan Hjalmarsson // IEEE Transactions on automatic control. – 1998. – Vol. 43. – № 7. – P. 947–953.
60. Бабичков А.М. Тяга поездов и тяговые расчеты / А.М. Бабичков, П.А. Гурский, А.П. Новиков. – М.: Транспорт, 1971. – 280 с.
61. Басов Г.Г. Система автоматического регулирования электропередачи дизель-поезда ДЭЛ-1 / Г.Г. Басов // Збірник наукових праць ХДАЗТ. – Х.: ХДАЗТ. – 2001. – Вип. 45. – С. 19–22.
62. Басов Г.Г. Некоторые вопросы повышения эффективности пригородного подвижного состава / Г.Г. Басов, Н.И. Фалалеев, О.В. Немыкин // Електротехніка та електроенергетика. – 2003. – № 1. – С. 51–53.
63. Блохин Е.П. Динамика поезда / Е.П. Блохин, Л.А. Манашкин. – М.: Транспорт, 1982. – 222 с.
64. Zhou K. Robust and optimal control / K. Zhou, J.C. Doyle, K. Glover // Englewood Cliffs. – N.Y.: Prentice-Hall. – 1995. – 596 p.
65. Гетьман Г.К. Научные основы определения рационального мощностного ряда грузовых электровозов для железных дорог Украины: дис. ... доктора техн. наук / Г.К. Гетьман. – Днепропетровск, 2001. – 416 с.
66. Голубенко А.Л. Обеспечение надежности и безопасности функционирования железнодорожного подвижного состава / А.Л. Голубенко, Г.Г. Басов, В.А. Малов. – М.: Энергоиздат, 1982. – С. 30–35.
67. Евдомах Г.В. Автоматизация тяговых расчетов, учитывающих динамическую нагруженность поезда: дис. ... кандидата техн. наук / Г.В. Евдомах. – Днепропетровск, 1987. – 154 с.

68. Землянов В.Б. Информационные технологии анализа и регулирования электропотребления на тягу поездов: дис. ... кандидата техн. наук / В.Б. Землянов. – Днепропетровск: ДИИТ, 2001. – 212 с.
69. Костромин А.М. Методика расчета оптимальной траектории движения поезда с помощью принципа максимума / А.М. Костромин. – Ленинград, 1979. – С. 12–17.
70. Лазарян В.А. Динамика транспортных средств / В.А. Лазарян. – К.: Наукова думка, 1985. – 525 с.
71. Цыпкин Я.З. Синтез робастно-оптимальных систем управления объектами в условиях ограниченной неопределенности / Я.З. Цыпкин // Автоматика и телемеханика. – 1992. – № 9. – С. 139–160.
72. Розенфельд В.Е. Теория электрической тяги / В.Е. Розенфельд, И.П. Исаев, Н.Н. Сидоров. – М.: Транспорт, 1983. – 328 с.
73. Sauter D. Frequency-domain optimization for robust fault detection and isolation in dynamic systems / D. Sauter, F. Hamelin // IEEE Transactions on automatic control. – 1999. – Vol. 44. – № 4. – P. 878–882.
74. Пересада С.М. Векторное управление в асинхронном электроприводе: аналитический обзор / С.М. Пересада // Вестник ДГТУ. – Донецк: ДГТУ, 1999. – С. 1–23.
75. Passivity – based design of the flux observers for induction motors / [Peresada S., Tonielli A., Kovbasa S., Tilli A.] // Технічна електродинаміка. – 2000. – Ч. 6. – С. 29–33.
76. Дроздов В.И. Оптимальное регулирование скорости нелинейного электропривода / В.И. Дроздов, И.В. Мирошник // Электричество. – 1986. – № 10. – С. 53–56.
77. Лебедев А.С. Динамика двухзонного электропривода постоянного тока при оптимальном управлении / А.С. Лебедев // Электричество. – 1990. – № 12. – С. 57–60.
78. Красовский А.А. Статистическая теория переходных процессов в системах управления / А.А. Красовский. – М.: Наука, 1968. – 240 с.
79. Красовский Н.Н. Теория оптимального управления движением / Н.Н. Красовский. – М.: Наука, 1968. – 475 с.
80. Летов А.М. Устойчивость нелинейных регулирующих систем / А.М. Летов. – М.: Физматгиз, 1962. – 483 с.
81. Бабанин А.Б. Запись, накопление и расшифровка параметров локомотивов в эксплуатации / А.Б. Бабанин, С.Г. Грищенко // Информационно-управляющие системы на железнодорожном транспорте. – 1997. – № 2. – С. 40–41.
82. Мишарин А.С. Электронный комплекс для контроля параметров движения локомотива / А.С. Мишарин, И.С. Ногинов, А.С. Бердин // Железнодорожный транспорт. – 1997. – № 6. – С. 34–36.

83. Благодатских В.И. Принцип максимума для дифференциальных включений / В.И. Благодатских // Труды МИАН СССР. – 1984. – № 166. – С. 23–43.
84. Гаращенко Ф.Г. Чисельні методи побудови оптимальних множин практичної стійкості динамічних систем / Ф.Г. Гаращенко, В.В. Пічкур // Комп'ютерна математика. Оптимізація обчислень. Збірник наукових праць. – К.: НАН України. Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова, 2001. – Т. 2. – С. 85–94.
85. Шапран Е.Н. Удосконалення систем керування тяговими електродвигунами тепловозів / Е.Н. Шапран // Збірник наукових праць. – Х.: УкрДАЗТ, 2005. – Вип. 68. – С. 198–209.
86. Ohishi K. Adhesion control of electric motor coach based on force control using disturbance observer / K. Ohishi, Y. Ogawa, I. Migashita // IEEE, Advanced Motion Control. – 2000. – P. 323–328.
87. Красиков Н.А. Проектирование узлов программируемых систем управления инверторами напряжения / Н.А. Красиков // Преобразовательная техника. – Новосибирск, 1980. – С. 87–100.
88. Козлов М.П. Эффективность внедрения систем с частотно-регулируемыми приводами / М.П. Козлов, А.С. Чистяков // Современные технологии автоматизации. – 2001. – № 1. – С. 76–82.
89. Белоусов И.А. Численный синтез оптимального управления электрическим двигателем электромеханической системы по критерию быстродействия / И.А. Белоусов // Кибернетика и вычислительная техника. – 1982. – Вып. 54. – С. 104–107.
90. Романова Е.С. Назад – в будущее! / Е.С. Романова // Мир техники и технологии. – 2002. – № 2 (39). – С. 26–28.
91. Патент 2838685 Франция, МПК<sup>7</sup> В 60 L 15/10, В 60 M 3/00. Procédé et dispositif pour la régulation de la puissance d'un moteur par une motrice de véhicule ferroviaire / S.A. Alston, Lin Rong Fan, Debard Jean Michel (Франция). – № 0204933; заявл. 19.04.02; опубл. 24.10.03. – 3 с.
92. Патент 6587738 США, МПК<sup>7</sup> G 06 F 17/60, G 08 G 1/123. Optimal Locomotive assignment for a railroad network / J.M. Belcea, H. Railway (США). – № 09/520598; заявл. 08.03.00; опубл. 01.07.03; НПК 700/33. – 5 с.
93. Ларин Д.А. Реализация закона векторного управления в системе асинхронный двигатель – преобразователь частоты на основе пакета прикладных программ: материалы Международной студенческой научно-технической конференции ["Проблемы автоматизации технологических объектов и технологических процессов"], (Днепропетровск, 16–19 мая 2000 г.). / Д.А. Ларин, А.В. Подлужкий, В.Н. Шумяцкий. – Днепропетровск. – 2000. – С. 168–170.
94. Sathiakumar S. Digital Simulation of Field Oriented Control of Induction Motor / S. Sathiakumar, J. Vithayathil // IEEE Trans. Indus. Electron. – 1984. – Vol. 31. – P. 141–148.

95. Bose B.K. Power Electronics and Variable Frequency Drives: Technology and Applications / B.K. Bose. – N.Y.: IEEE Press, 1996. – P.27–31.
96. Bayer K.H. Stability Problem with The Control of Induction Machines Using The Method of Field Orientation / K.H. Bayer, F. Blaschke // In Proc. Of the IFAC Conf. – 1977. – P. 483–492.
97. Рутковская Д.С. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д.С. Рутковская, М.В. Пилиньский, Л.П. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.
98. Wang Bielei Zhao. Neural network based online self-learning adaptive PID control / Wang Bielei Zhao, Lin Tan Zhenfan // Proceedings of the 3<sup>rd</sup> World Congress on Intelligent Control and Automation. – Hefei, China. – 2000. – Vol. 2. – P. 908–910.
99. Ding Yong-Sheng. Automatic of Takagi-Sugeno fuzzy controllers by a new DNA-based evolutionary algorithm / Ding Yong-Sheng, Ren Li Hong, Shao Shi Huang // Act. Autom. Sin. – 2001. – Vol. 27. – № 4. – P. 510–520.
100. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем / Н.Г. Ярушкина. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
101. De Silva C.W. Intelligent Control: Fuzzy Logic Applications, CRC Press, Boca Ration / De Silva C.W. – 1995. – 420 p.
102. Комашинский В.И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 94 с.
103. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / [Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.Н. Петрашев, С.А. Сергеев]. – Х.: Основа, 1997. – 112 с.
104. Neural networks for control / [Edited W., Thomas Miller, Richard S. Sutton, Paul J. Werbos]. – Cambridge, Massachusetts, London: MIT Press, 1996. – 524 p.
105. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А.Б. Барский. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
106. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры и их применение на рубеже тысячелетий в Китае. [в 2-х томах]. Т. 2. / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 464 с.
107. Byrnes C. A survey of recent developments in nonlinear control theory / C. Byrnes, A. Isidori // Proc. of the IIFAC Symp. Robot Conf., Barselona. – 1985. – P. 287–291.
108. Краснощёченко В.И. Синтез регуляторов для нелинейных систем, приводимых к канонической форме Бруновского / В.И. Краснощёченко // Труды МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 1997. – № 569. – С. 28–33.

109. Краснощёченко В.И. Нелинейные системы: геометрический метод анализа и синтеза / В.И. Краснощёченко, А.П. Крищенко. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2005. – 520 с.
110. Методы классической и современной теории автоматического управления: Учебник в 5-и томах. Т. 5: Методы современной теории управления / [под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова]. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 784 с.
111. Ким Д.П. Теория автоматического управления. Т.2. Многомерные, нелинейные, оптимальные и адаптивные системы: учебное пособие / Д.П. Ким. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 464 с.
112. Kim D.P. Automatic Control. Theory Nonlinear and Multivariable System / D.P. Kim. – Seoul: Harnol, 2000. – 558 p.
113. Сандлер А.С. Автоматическое частотное управление асинхронными двигателями / А.С. Сандлер, Р.С. Сарбатов. – М.: Энергия, 1974. – 328 с.
114. Fausett L. Fundamentals of Neural Networks. Architectures, Algorithms and Applications / L. Fausett. – New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 1994. – 461 p.
115. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
116. Руденко О.Г. Основы теории искусственных нейронных сетей / О.Г. Руденко, Е.В. Бодянский. – Х.: ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.
117. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
118. Руденко О.Г. Нейросетевая сеть СМАС и ее применение в задачах идентификации и управления динамическими объектами / О.Г. Руденко, А.А. Кессонов // Кибернетика и системный анализ. – 2005. – № 5. – С. 16–28.
119. Carpenter G.A. A massively parallel architecture for self-organizing neural pattern recognition machine / G.A. Carpenter, S. Grossberg // Computing, Vision, Graphics and Image Processing. – 1987. – Vol. 37. – P. 54–115.
120. Grossberg S. Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance / S. Grossberg // Cognitive Science. – 1987. – P. 23–63.
121. Дмитриенко В.Д. Основы теории нейронных сетей / В.Д. Дмитриенко, Н.И. Корсунов. – Белгород: БИИММАП, 2001. – 159 с.
122. Дмитриенко В.Д. Алгоритмы обучения дискретных сетей АРТ без адаптации весов связей распределенных распознающих нейронов / В.Д. Дмитриенко, В.И. Носков, И.П. Хавина // Вестник НТУ "ХПИ". – 2006. – № 23. – С. 35–48.
123. Дмитриенко В.Д. Вычислительная сеть для решения задач с несколькими решениями / В.Д. Дмитриенко, И.П. Хавина // Вестник НТУ "ХПИ", 2007. – № 19. – С. 58 – 63.

124. Дмитриенко В.Д. Специализированное вычислительное устройство для распознавания динамических режимов объектов управления / В.Д. Дмитриенко, Р.Д. Расрас, А.М. Сырой // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2002. – № 1. – С. 15–22.
125. Дмитриенко В.Д. Повышение точности и стабильности информационно-измерительных систем на основе нейронных сетей АРТ / В.Д. Дмитриенко, Р.Д. Расрас // Вестник ХГПУ. – Х.: ХГПУ, – 2000. – Вып. 92. – С. 149–154.
126. Осипов С.И. Основы тяги поездов. Учебник для студентов техникумов и колледжей железнодорожного транспорта / С.И. Осипов, С.С. Осипов. – М.: УМК МПС России, 2000. – 592 с.
127. Гребенюк П.Т. Тяговые расчеты: Справочник / [под ред. П.Т. Гребенюк]. – М.: Транспорт, 1987. – 272 с.
128. Заковоротный О.Ю. Модель движения дизель-поезда на основе тяговых расчетов / А.Ю. Заковоротный, А.Ю. Романов // Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я: XVII міжнар. наук.-практ. конф., 20–22 травня 2009 г.: тез. доп. – Харків, 2009. – Ч. 2. – С. 293.
129. Баленко А.И. Математическая модель электропередачи дизель-поезда в режиме тяги / А.И. Баленко, Н.И. Заполовский, В.А. Пуйденко // Вестник ХГПУ. – Х.: ХГПУ. – 1998. – Вып. 27. – С. 67–71.
130. Баленко А.И. Синтез оптимальной системы управления для объекта, описываемого системой нелинейных дифференциальных уравнений / А.И. Баленко, Н.И. Заполовский // Вестник ХГПУ. – Х.: ХГПУ. – 1999. – Вып. 30. – С. 26–27.
131. Volkov A.V. Asynchronous motor drive based on self-excited current inverter with switched-off thyristors and provided with predicting relay and vector regulation of stator current / A.V. Volkov, I.A. Kosenko // Published in Elektrotehnika. – 2008. – № 10. – P. 6–17.
132. Дмитриенко В.Д. Динамическая линеаризация с помощью обратной связи математической модели тягового привода / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Вісник НТУ "ХПІ", Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Х.: НТУ "ХПІ". – 2006. – № 40. – С. 49–57.
133. Дмитриенко В.Д. Линеаризация математической модели привода методами дифференциальной геометрии / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Вісник НТУ "ХПІ". Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Х.: НТУ "ХПІ". – 2007. – № 19. – С. 64–77.
134. Дмитриенко В.Д. Динамическая линеаризация математической модели электрического привода методами геометрической теории управления / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Научные ведомости. Серия информатика, прикладная математика, управление. – Белгород. – 2007. – № 7 (38). Выпуск 4. – С. 93–107.

135. Дмитриенко В.Д. Решение задачи управления тяговым асинхронным приводом с помощью геометрического метода / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // 11-й міжнародний молодіжний форум "Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке": Зб. матеріалів форуму. – Х.: ХНУРЕ, 2007. – Ч. 2. – С. 161.
136. Дмитриенко В.Д. Синтез систем управления с помощью обратной связи в пространстве "вход-состояние" / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный, А.П. Попенко // Проблемы информатики и моделирования: 9-я междунар. науч.-техн. конф., 26 – 28 ноября 2009 г.: тез. докл. – Харьков, 2009. – С. 79.
137. Simone Fioria. Geometrical methods in neural networks and learning / Simone Fioria, Shunichi Amari // Neurocomputing. – 2005. – P. 1–7.
138. Marina L. Computational Geometry Methods and Intelligent Computing / L. Marina. – Springer Berlin: Heidelberg, 2009. – P. 3–10.
139. Ibragimov N.H. Linearization of third-order ordinary dif ferential equations by point and contact transformations / N.H. Ibragimov, S.V. Meleshko // Math. Anal. Appl. – 2005. – № 308. – P. 266–289.
140. Meleshko S.V. On linearization of third-order ordinary dif ferential equations / S.V. Meleshko // J. Phys. A: Math. Gen. Math. – 2006. – № 39. – P. 15135–15145.
141. Mahomed F.M. Linearization criteria for a system of second-order quadratically semi-linear ordinary dif ferential equations / F.M. Mahomed, A. Qadir // Nonlinear Dynamics. – 2007. – № 48. – P. 417–422.
142. Ли Э.Б. Основы теории оптимального управления / Э.Б. Ли, Л. Маркус. – М.: Гл. ред. физ-мат. лит. издательство "Наука", 1972. – 576 с.
143. Методы классической и современной теории автоматического управления: Учебник в 5-ти томах. Т. 4: Теория оптимизации систем автоматического управления / [под ред. К.А. Пупкова и И.Д. Егунова]. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 744 с.
144. Ландау Л.Д., Лившиц Е.М. Теоретическая физика. В 10 томах. / Л.Д. Ландау, Е.М. Лившиц // Т.1. Механика. – М.: Наука, 1988. – 215 с.
145. Дмитриенко В.Д. Синтез оптимальных законов управления тяговым электроприводом методами дифференциальной геометрии и принципа максимума. / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Системи обробки інформації. Збірник наукових праць. – Харків: ХУПС, 2009. Випуск 4 (78). – С. 42–51.
146. Дмитриенко В.Д. Система поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда. / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Компьютерные науки и технологии. Ч.1: сборник трудов 1-й Международной научно-технической конференции. – Белгород: ГиК, 2009. – С. 154–158.
147. Дмитриенко В.Д. Система поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // 4-а

наукова конференція Харківського університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба: тези докл. – Харків, 2008. – С. 171.

148. Дмитриенко В.Д. Система поддержки принятия решений машинистом / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Проблемы информатики и моделирования: 8-я междунар. науч.-техн. конф., 26 – 28 ноября 2008 г.: тезисы докл. – Харьков, 2008. – С. 5.

149. Дмитриенко В.Д. Вычислительное устройство для распознавания режимов функционирования динамических объектов / В.Д. Дмитриенко, В.М. Терехина, А.Ю. Заковоротный // Вісник НТУ "ХПИ", Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПИ". – 2004. – № 34. – С. 70–81.

150. Donald C. Wunsch ART properties of interest in engineering applications / Donald C. Wunsch // International Joint Conference on Neural Networks. – 2009. – P. 3380–3383.

151. Elena P. Sapozhnikova ART-Based Neural Networks for Multi-label Classification / Elena P. Sapozhnikova // Springer Berlin: Heidelberg, 2009. – P. 167–177.

152. Elena P. Sapozhnikova Multi-label Classification with ART Neural Networks / Elena P. Sapozhnikova // Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2009. – P. 144–147.

153. Alireza Akhbardeh. Towards the experimental evaluation of novel supervised fuzzy adaptive resonance theory for pattern classification / Alireza Akhbardeh, Nikhil, Perttu E. Koskinen and Olli Yli-Harja // Pattern Recognition Letters. – 2008. – P. 1082–1093.

154. Knowledge-based Fuzzy Adaptive Resonance Theory and Its Application to the Analysis of Gene Expression in Plants / [Hiro Takahashi, Hidekazu Iwakawa, Sachiko Nakao, Takahiro Ojio]. Journal of Bioscience and Bioengineering. – 2008. – P. 587–593.

155. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. / С. Хайкин. – М.: Изд. дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.

156. Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применение / О.Г. Руденко, Е.В. Бодянский. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.

157. Дмитриенко В.Д. Нейронная сеть для предварительной обработки плоских изображений / В.Д. Дмитриенко, С.Ю. Леонов, А.Ю. Заковоротный // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут". – 2003. – № 19. – С. 56–62.

158. Носков В.И. Идентификация режимов функционирования динамических объектов с использованием нейронных сетей АРТ / В.И. Носков, М.В. Липчанский, А.Ю. Заковоротный // Вестник НТУ "ХПИ". Сборник научных трудов. Тематический выпуск: "Системный анализ, управление и информационные технологии". – Харьков: НТУ "ХПИ". – 2005. – № 54. – С. 56–61.

159. Заполовский Н.И. Проблемы определения оптимальных режимов ведения дизель-поезда / Н.И. Заполовский, В.И. Носков, М.В. Липчанский, А.Ю. Заковоротный // Проблемы информатики и моделирования: 4-я междунар. науч.-техн. конф., 25 – 27 ноября 2004 г.: тез. докл. – Х., 2004. – С. 20.

160. Дмитриенко В.Д. Непрерывная нейронная сеть АРТ для распознавания режимов функционирования динамических объектов / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Научные ведомости. Серия информатика и прикладная математика. – Белгород. – 2006. – № 1 (21). Выпуск 2. – С. 119–127.

161. Заковоротный А.Ю. Непрерывная нейронная сеть АРТ-2Д для распознавания динамических процессов / А.Ю. Заковоротный // Проблемы информатики и моделирования: 5-я междунар. науч.-техн. конф., 24 – 26 ноября 2005 г.: тезисы докл. – Х., 2005. – С. 24.

162. Дмитриенко В.Д. Определение оптимальных режимов ведения дизель-поезда с использованием нейронной сети АРТ / В.Д. Дмитриенко, В.И. Носков, М.В. Липчанский, А.Ю. Заковоротный // Вісник НТУ "ХПІ", Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Х.: НТУ "ХПІ". – 2004. – № 46. – С. 90–96.

163. Носков В.И. Проблемы определения оптимальных режимов ведения дизель-поезда / В.И. Носков, В.Д. Дмитриенко, М.В. Липчанский, А.Ю. Заковоротный // Автоматика-2005: 12-а міжнар. конф. з автомат. управ., 30 травня – 3 червня 2005 р.: тези доп. – Х., 2005. – Т.1. – С. 185.

164. Дмитриенко В.Д. Двухнаправленная ассоциативная память на основе нейронных сетей адаптивной резонансной теории / В.Д. Дмитриенко, М.В. Липчанский, А.Ю. Заковоротный // Вісник НТУ "ХПІ". Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Х.: НТУ "ХПІ". – 2005. – № 56. – С. 193–204.

165. Дмитриенко В.Д. Двухнаправленная ассоциативная память на основе непрерывных нейронных сетей адаптивной резонансной теории. / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный // Научные ведомости. Серия информатика и прикладная математика. – Белгород. – 2006. – № 2 (31). Выпуск 3. – С. 20–32.

166. Патент 18624 Україна, МПК G06G 7/00. Пристрій двонаправленої асоціативної пам'яті / Дмитрієнко В.Д., Заковоротний О.Ю.; заявник та володар патенту Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут". – № u 2006 05460; заявлено 19.05.2006; опубліковано 15.11.2006, Бюл. № 11.

167. Патент 33321 Україна, МПК G06G 7/00. Пристрій двонаправленої аналого-дискретної асоціативної пам'яті / Дмитрієнко В.Д., Заковоротний О.Ю. Романов О.Ю.; заявник та володар патенту Національний технічний університет "Харківський політехнічний

інститут". – № и 2008 00804; заявлено 23.01.2008; опубліковано 10.06.2008, Бюл. № 11.

168. Дмитриенко В.Д. Двонаправлена аналого-дискретна асоціативна пам'ять на нейронних мережах АРТ / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный, А.Ю. Романов // Проблемы информатики и моделирования: 7-я междунар. науч.-техн. конф., 29 ноября – 1 декабря 2007 г.: тез. докл. –Х., 2007. – С. 18.

## СОДЕРЖАНИЕ

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ.....	3
ВВЕДЕНИЕ.....	4
РАЗДЕЛ 1 СИСТЕМЫ И МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЯ ТЯГОВЫМ ПОДВИЖНЫМ СОСТАВОМ.....	6
1.1. Актуальные проблемы процессов перевозки грузов и пассажиров на железных дорогах Украины .....	6
1.2. Современные бортовые компьютерные системы управления и поддержки принятия решений на тяговом подвижном составе.....	10
1.3. Анализ существующих методов синтеза оптимальных систем управления .....	22
РАЗДЕЛ 2 СТРУКТУРА И КОМПОНЕНТЫ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МАШИНИСТОМ .....	31
2.1. Система поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда.....	31
2.2. Метод тяговых расчетов.....	35
2.2.1. Условия движения дизель-поезда.....	35
2.2.2. Оценка энергетической эффективности движения дизель-поезда.....	36
2.3. Дифференциальные математические модели дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом .....	38
РАЗДЕЛ 3 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ТЯГОВЫМ АСИНХРОННЫМ ПРИВОДОМ С ПОМОЩЬЮ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ.....	50
3.1. Динамическая линеаризация с помощью обратной связи математической модели тягового привода с одним эквивалентным двигателем.....	50
3.2. Синтез законов оптимального управления дизель-поездом на основе принципа максимума Понтрягина .....	67
3.2.1. Решение задачи максимального быстродействия.....	67

3.2.2. Решение задачи минимизации взвешенной линейной комбинации времени движения и расхода квадрата управления .....	73
3.3. Математическая модель в форме Бруновского для исследования и оптимизации электропривода с учетом параллельной работы двигателей .....	82
<b>РАЗДЕЛ 4 РАЗРАБОТКА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СОЗДАНИЯ БАЗЫ ЗНАНИЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МАШИНИСТОМ .....</b>	<b>89</b>
4.1. Характеристики базы знаний СППРМ.....	89
4.2. Нейронные сети адаптивной резонансной теории.....	98
4.3. Разработка архитектуры и алгоритмов функционирования новой непрерывной искусственной нейронной сети АРТ-2 $m$ .....	106
4.4. Архитектура и алгоритмы функционирования непрерывной нейронной сети АРТ-2Д для подсистемы автоматического ведения дизель-поезда .....	109
4.5. Архитектура и алгоритмы функционирования аналоговой ДАП на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д.....	122
4.6. Архитектура и алгоритмы функционирования аналогово-дискретной ДАП на основе непрерывных и дискретных нейронных сетей АРТ .....	135
4.7. Архитектура и алгоритмы функционирования дискретной ДАП на основе нейронных сетей АРТ-1 .....	147
<b>РАЗДЕЛ 5 РАЗРАБОТКА СЕТЕЙ АРТ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ С НЕСКОЛЬКИМИ РЕШЕНИЯМИ .....</b>	<b>155</b>
5.1. Дискретная нейронная сеть АРТ, позволяющая решать задачи с несколькими решениями .....	155
5.2. Непрерывные нейронные сети АРТ, для решения задач с несколькими решениями .....	161
5.2.1. Разработка непрерывной нейронной сети АРТ-2 $s$ для решения задач с несколькими решениями .....	161
5.2.2. Разработка нейронной сети АРТ-2 $ms$ для решения задач с несколькими решениями .....	165
5.2.3. Разработка непрерывной нейронной сети адаптивной резонансной теории АРТ-2Д $s$ для решения задач с несколькими решениями .....	168
5.3. Двухнаправленная ассоциативная память на основе дискретных нейронных сетей АРТ, позволяющих находить несколько решений .....	173
5.4. Двухнаправленная ассоциативная память на основе непрерывных нейронных сетей АРТ, позволяющих находить несколько решений .....	178
<b>РАЗДЕЛ 6 НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ХЕММИНГА: ДЛЯ ПОИСКА НЕСКОЛЬКИХ РЕШЕНИЙ, СТАБИЛЬНО-ПЛАСТИЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И СЕТИ, ОБНАРУЖИВАЮЩИЕ НОВУЮ ИНФОРМАЦИЮ.....</b>	<b>183</b>
6.1. Нейронная сеть Хемминга.....	183

6.2. Нейронная сеть Хемминга, способная определять несколько решений .....	186
6.3. Стабильно-пластичные нейронные сети, использующие расстояние Хемминга и способные распознавать новую информацию .....	191
6.4. Обобщение результатов по сетям Хемминга: стабильно-пластичные нейронные сети на основе нейронной сети Хебба и перцептрона.....	193
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>214</b>
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ А ОСНОВНЫЕ СООТНОШЕНИЯ МЕТОДА ТЯГОВЫХ РАСЧЕТОВ.....</b>	<b>216</b>
А.1. Определение скорости движения дизель-поезда .....	216
А.2. Определение силы тяги дизель-поезда .....	219
А.3. Определение силы сопротивления движению дизель-поезда .....	220
А.4. Определение силы тяги и сопротивления движению дизель-поезда в зависимости от погодных условий .....	223
А.5. Определение тормозной силы дизель-поезда .....	226
А.6. Расчет тормозного пути дизель-поезда .....	228
<b>СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....</b>	<b>230</b>



Наукове видання

ДМИТРИЄНКО Валерій Дмитрович  
ЗАКОВОРОТНИЙ Олександр Юрійович

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ КЕРУВАННЯ РУХОМ  
ДИЗЕЛЬ-ПОЇЗДІВ

Монографія  
(Рос. мовою)

Роботу до видання рекомендував *М. Й. Заполовський*  
Відповідальний за випуск *С. Ю. Гавриленко*  
В авторській редакції

План 2013 р., п. 135

Підп. до друку 29.10.2013. Формат  $60 \times 84 \frac{1}{16}$ . Папір Copy Paper.  
Друк – ризографія. Гарнітура Times New Roman. Обл.-вид. арк. 15,8.  
Наклад 300 прим. Ціна договірна.

---

Видавничий центр "НТМТ".

Свідоцтво про державну реєстрацію ДК № 1748 від 15.04.2004 р.  
61072, Харків, пр. Леніна, 58, к. 106

---

Віддруковано в друкарні ТОВ "Цифра принт"

на цифровому лазерному комплексі Xerox DocuTech 6135.  
Свідоцтво про державну реєстрацію А01 № 432705 від 03.08.2009 р.  
61024 Україна, м. Харків, вул. Данилевського, 30.