

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И АЛГОРИТМЫ

MATHEMATICAL MODELING AND ALGORITHMS

УДК 004.383.8.032.26

НЕЙРОСЕТЕВАЯ АССОЦИАТИВНАЯ ПАМЯТЬ АДАПТИВНОЙ РЕЗОНАНСНОЙ ТЕОРИИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МНОЖЕСТВА РЕШЕНИЙ

Дмитриенко В.Д., Заковоротный А.Ю.

Аннотация. Разработана новая нейронная сеть адаптивной резонансной теории, которая реализует принципы ассоциативной памяти с возможностью восстановления по входной информации ассоциативных входным данным изображений. Новая нейронная сеть позволяющая решать задачи с несколькими решениями, обладает свойствами дообучения, стабильного и компактного хранения ранее сохраненной информации, что позволяет эту сеть использовать для разработки специализированных баз знаний, использующих ассоциативную информацию.

Ключевые слова: нейронная сеть адаптивной резонансной теории, ассоциативная память, задачи с несколькими решениями, дообучение.

NEURAL ASSOCIATION MEMORY OF ADAPTIVE RESONANCE THEORY THAT ALLOWS TO DEFINE MULTIPLE SOLUTIONS

Dmitrienko V.D., Zakovorotnyi A.Yu.

Abstract. A new neural network of adaptive resonance theory, which embodies the principles of associative memory and can be retrieved by associative input information to each other and the input image data, is designed. New neural network which allows to solve problems with multiple solutions, has the properties of additional training, stable and compact storage previously stored information, and this allows to use the network for the development of specialized knowledge bases which use associative information.

Keywords: neural network of adaptive resonance theory, associative memory, problems with multiple solutions, additional training.

Анализ теоретических разработок в области построения ассоциативной памяти

Для решения задач нахождения ассоциативных образов в настоящее время существует множество разнообразных методов и алгоритмов. В связи с этим в теории искусственного интеллекта предпринимаются попытки создания универсальных подходов, позволяющих решать широкие классы задач поиска и запоминания ассоциативной информации. Один из таких подходов связан с использованием искусственных нейронных сетей. Их эффективное применение для решения различных задач во многом основывается на том, что традиционные трудности решения разнообразных задач облегчены применением универсальных алгоритмов обучения нейронных сетей на обучающих выборках.

Если информация об ассоциациях достаточно полна, то для создания ассоциативных систем может использоваться значительное число различных нейронных сетей. Однако, при разработке систем для реальных технических объектов разработчики сталкиваются с тем, что информация об объекте далека от полноты и должна уточняться в процессе функционирования объекта. Это резко сужает круг сетей-кандидатов, которые целесообразно использовать в подобных системах, поскольку во многих сетях обучение новой ассоциации в общем случае требует полного переобучения сети [1-12]. Невозможность с помощью указанных нейронных сетей решить проблему чувствительности (пластичности) к новой информации при сохранении (стабильности) имеющейся информации привели к разработке принципиально новых конфигураций нейронных сетей на основе адаптивной резонансной теории (АРТ) [13].

Нейронные сети АРТ относят входное изображение к одному из известных классов, если оно в достаточной степени похоже на прототип этого класса. Если найденный прототип соответствует входному изображению с заданной точностью, то он модифицируется, чтобы стать более похожим на предъявленное изображение. Если входное изображение сети АРТ не похоже в достаточной степени ни на одно из изображений, хранящихся в весах связей нейронной сети, то на его основе создается новый класс. Это возможно благодаря наличию в сети избыточных нейронов, которые не используются до тех пор, пока в этом нет необходимости (если избыточных нейронов нет и входное изображение не относится ни к одному из

известных классов, то оно не вызывает реакции сети). Следовательно, нейронные сети АРТ могут запоминать новую информацию без искажения, имеющейся информации, или переобучения сети.

Нейронные сети АРТ могут использоваться для создания ассоциативных систем. Однако классические нейронные сети АРТ в процессе распознавания не могут выделять несколько решений даже в том случае, в котором имеется несколько равноценных решений. В связи с этим актуальна разработка нейронных сетей АРТ, позволяющих решать задачи с несколькими решениями и построение на их основе ассоциативных систем для реальных технических объектов. **Целью исследования** является разработка новой нейронной сети адаптивной резонансной теории, которая реализует принципы ассоциативной памяти и позволяет решать задачи с несколькими решениями.

Назначение непрерывной нейронной сети адаптивной резонансной теории АРТ-2Дс позволяющей находить несколько решений

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 [14]. 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, 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. 1) и превращающих сеть АРТ-2Д в сеть АРТ-2Дс.

Нейронная сеть АРТ-2Д и АРТ-2Дс в режиме обучения функционируют аналогично [14]. В режиме распознавания их функционирование различно, поэтому рассмотрим только алгоритм работы нейронной сети АРТ-2Дс в режиме распознавания.

Алгоритм функционирования нейронной сети АРТ-2Дс в режиме распознавания при поиске нескольких решений

В алгоритме приняты следующие обозначения: m – максимальное число распознающих элементов в X -, Y^1 - и Y^2 -слоях; n – число компонент во входном векторе; S^* – 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: $p \in (0; 1)$); 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; $U_{\text{вх}Y^1}$ и $U_{\text{вх}Y^2}$ – m -мерные векторы входных сигналов распознающих слоев элементов соответственно первого и второго модуля нейронной сети; $U_{\text{вх}Z^1}$ и $U_{\text{вых}Z^1}$ – соответственно входной и выходной n -мерные векторы сигналов интерфейсного слоя элементов первого модуля нейронной сети; $U_{\text{вх}Z^2}$ и $U_{\text{вых}Z^2}$ – 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, $i = \overline{1, n}$ и $j = \overline{1, m}$; t_{ij}^1 и t_{ij}^2 – веса связей между распознающими элементами и элементами интерфейсного слоя соответственно первого и второго модуля нейронной сети, $i = \overline{1, n}$ и $j = \overline{1, m}$. 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 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:

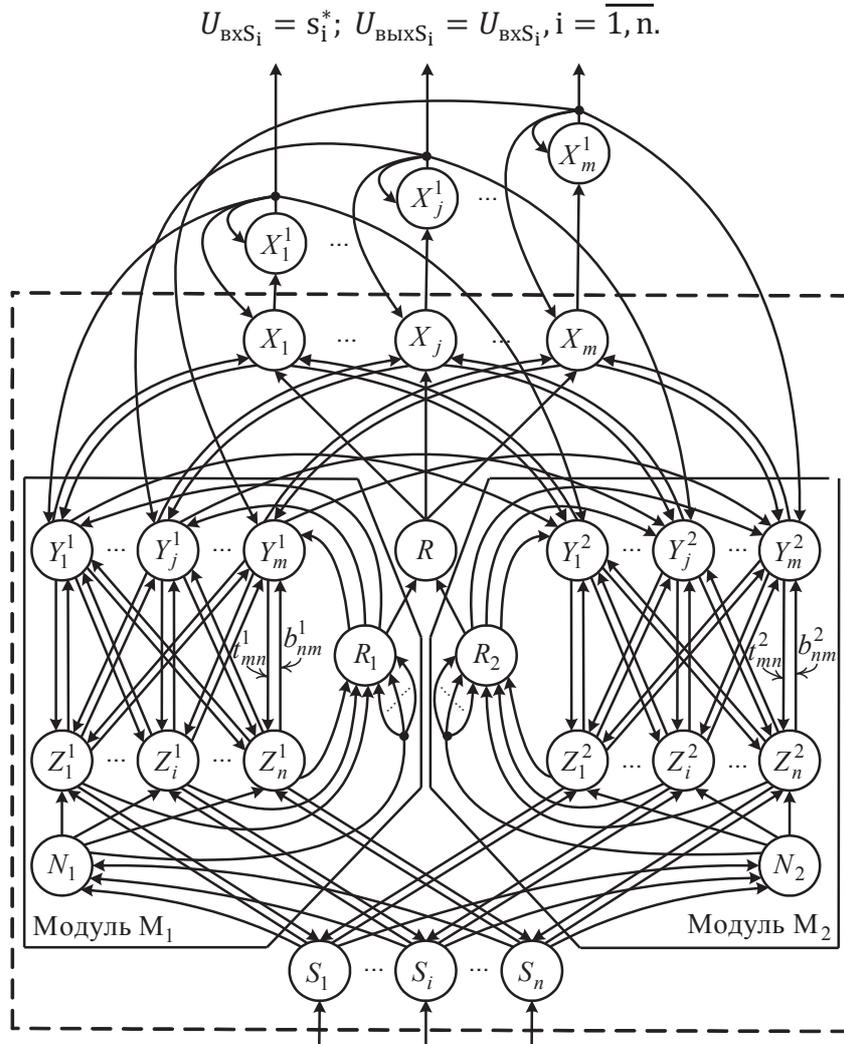


Рис. 1. Архитектура нейронной сети АРТ-2Дс для поиска нескольких решений

$$S^* = (s_1^*, \dots, s_n^*) = (s_1^1, \dots, s_n^1),$$

Шаг 4. Нормируются входные сигналы нейронов интерфейсных слоев модулей M_1 и M_2 :

$$U_{\text{вх}Z_i^1} = U_{\text{вх}Z_i^2} = \frac{U_{\text{вых}S_i}}{U_{\text{вых}S_{i\max}}}, i = \overline{1, n}.$$

Шаг 5. В модуле M_1 нейронной сети определяются выходные сигналы нейронов Z -слоя:

$$U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вх}Z_i^1}, i = \overline{1, n}.$$

Начинается поиск всех классов изображений, к которым может относиться входное изображение S^* .

Шаг 6. Рассчитываются входные и выходные сигналы распознающих нейронов модуля M_1 :

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

Если $U_{\text{вых}Y_j^1} \neq 1$, то $U_{\text{вых}Y_j^1} = U_{\text{вх}Y_j^1}$, $j = \overline{1, m}$, иначе $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$.

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:

$$U_{\text{вых}Y_j^1} \geq U_{\text{вых}Y_i^1}, j = \overline{1, m},$$

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 $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$, 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 ($U_{\text{вых}Y_j^1} = 1$) и обнуляются выходные сигналы всех незаторможенных нейронов распознающего слоя. Рассчитываются входные и выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя:

$$U_{\text{вх}Z_i^1} = U_{\text{вых}Y_j^1} \cdot t_{ji}^1, U_{\text{вых}Z_i^1} = U_{\text{вх}Z_i^1}, i = \overline{1, n}.$$

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:

$$p_1 = \frac{\|P_1^{l*}(t_i)\|}{T + 1},$$

где $P_1^{l*}(t_i)$ – функция, соответствующая l -му динамическому режиму $l = \overline{1, L}$, распознаваемому по минимальным значениям $I_{\min}^l(t_i)$ переменных в соответствующие моменты времени $I^l(t_i), t_i = \overline{0, T}$;

$$P_1^{l*}(t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{\min}^l(t_i) \leq I^l(t_i), t_i = \overline{0, T}, \\ 0, & \text{если } I_{\min}^l(t_i) > I^l(t_i), t_i = \overline{0, T}, \end{cases}$$

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

$$\|P_1^{l*}(t_i)\| = \sum_{t_i}^T P_1^{l*}(t_i).$$

Шаг 11. Проверяется соответствие по значению параметра сходства входных процессов (изображение S^*) по нижней границе области D^l 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 остальных незаторможенных нейронов слоя Y^2 .

Шаг 13. Рассчитываются выходные сигналы всех элементов интерфейсного слоя модуля M_2 :

$$U_{\text{вых}Z_i^2} = U_{\text{вых}Y_j^2} \cdot t_{ji}^2, i = \overline{1, n}.$$

Шаг 14. Определяется параметр сходства p_2 для входного изображения S^* и изображения, хранящегося в весах связей нейрона-победителя Y_j^2 второго модуля:

$$p_2 = \frac{\|P_2^{l*}(t_i)\|}{T + 1},$$

где функция $P_2^{l*}(t_i)$ определяется соотношением

$$P_2^{l*}(t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{\min}^l(t_i) \leq I^l(t_i), t_i = \overline{0, T}, \\ 0, & \text{если } I_{\min}^l(t_i) > I^l(t_i), t_i = \overline{0, T}, \end{cases}$$

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

$$\|P_2^{1*}(t_i)\| = \sum_{t_i}^T P_2^{1*}(t_i).$$

Шаг 15. Проверяется соответствие по значению параметра сходства входных процессов (изображение S^*) верхним границам областей D^l 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^* ($U_{\text{вых}Y_j^2} = 0$, $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$). 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 $I(t_i)$, $t_i \in \overline{0, T}$, изображения S^* областям D^l 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: $U_{\text{вых}X_j^2} = 1$. Сигнал $U_{\text{вых}X_j^2}$ по цепи обратной связи фиксирует активное состояние нейрона X_j^1 . Этот же сигнал затормаживает нейроны Y_j^1, Y_j^2, X_j .

Шаг 18. Проверяется условие останова: $U_{\text{вых}Y_k^1} = -1, k \in \overline{1, q}$, 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.

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, построена непрерывная нейронная сеть АРТ-2Дс для решения задач, имеющих одно, два или большее число решений.

Структура двунаправленной ассоциативной памяти на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Дс, позволяющих находить несколько решений

Архитектура двунаправленной ассоциативной памяти на основе непрерывных нейронных сетей АРТ состоит из двух параллельно работающих модулей M_1 и M_2 , каждый из которых представляет собой непрерывную нейронную сеть АРТ-2Дс, позволяющие определять несколько решений (рис. 2). Двунаправленная ассоциативная память (ДАП) 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 [15]. В связи с этим 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 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 ; 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: $p_1^1, p_2^1, p_1^2, p_2^2 \in (0; 1]$; b_{ij}^1, b_{ij}^2 и b_{lg}^3, b_{lg}^4 , $i = \overline{1, n}; j, g = \overline{1, m}; l = \overline{1, k}$ – 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: $b_{ij}^1 = b_{ij}^2 = b_{lg}^3 = b_{lg}^4 = 1$, $i = \overline{1, n}; j, g = \overline{1, m}; l = \overline{1, k}$; t_{ji}^1, t_{ji}^2 и t_{gl}^3, t_{gl}^4 , $i = \overline{1, n}; j, g = \overline{1, m}; l = \overline{1, k}$ – 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: $t_{ji}^1 = t_{ji}^2 = t_{gl}^3 = t_{gl}^4 = 1$, $i = \overline{1, n}; j, g = \overline{1, m}; l = \overline{1, k}$; $U_{\text{вых}S_i^1}, U_{\text{вых}S_i^2}$, $i = \overline{1, n}; l = \overline{1, k}$ – 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 $U_{\text{вх}Z_i^q}, U_{\text{вых}Z_i^q}$, $p = 1, 2; i = \overline{1, n}; q = 3, 4; l = \overline{1, k}$ – 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 $U_{\text{вых}Y_g^3}, U_{\text{вых}Y_g^4}$, где $j, g = \overline{1, m}$ – выходные сигналы распознающих Y -элементов, соответственно подмодулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети; $U_{\text{вых}X_j^1}, U_{\text{вх}X_j^2}$, где $j, g = \overline{1, m}$ – выходные сигналы распознающих X -элементов, соответственно модулей M_1 и M_2 нейронной сети; (S_1^{u1}, S_1^{u2}) , (S_2^{u1}, S_2^{u2}) , ..., (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), $L \ll q$; $S_r^{u1} = (s_{r1}^1, \dots, s_{rn}^1)$, $S_r^{u2} = (s_{r1}^2, \dots, s_{rk}^2)$, $r = \overline{1, q}$ – бинарные входные вектора r -й пары ассоциативных изображений, соответственно для модулей M_1 и M_2 ; $\|Y\|$ – норма вектора Y ; $P_d, d = \overline{1, m}$ – нейроны промежуточного слоя, которые связывают модули M_1 и M_2 ассоциативной нейронной сети; $I_{\min}^l(t_i), I_{\max}^l(t_i)$, где $l = \overline{1, L}; t_i = \overline{0, \infty}$ – соответственно минимальное и максимальное значение переменной $I(t_i)$ в l -м при $l = \overline{1, L}$ режиме функционирования объекта в учитываемом множестве $\{I_1^l(t_i), I_2^l(t_i), \dots, I_{M_l}^l(t_i)\}$ обучающих процессов в момент времени t_i ; H_{jd}^l и Q_{dg}^l – 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, $j, d, g = \overline{1, m}$; H_{aj}^l и Q_{gd}^l – 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, $j, d, g = \overline{1, m}$.

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^* и для него должны выполняться шаги 3 – 18 алгоритма.

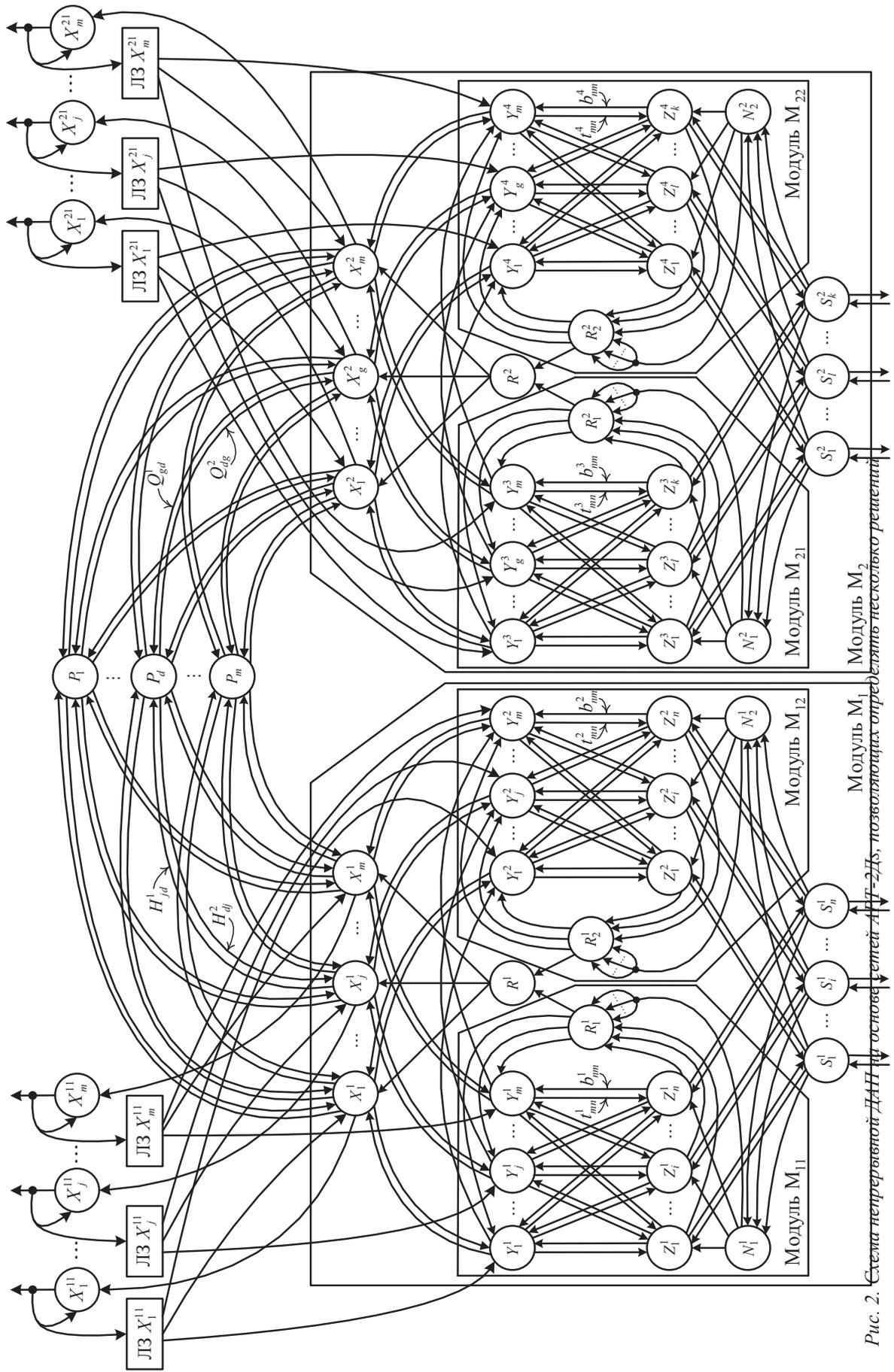


Рис. 2. Схема непрерывной ДАН на основе сетей АИГ-2Дс, позволяющих определять несколько решений

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} :

$$\begin{aligned} U_{\text{вх}S_i} &= s_i^*; U_{\text{вых}S_i} = U_{\text{вх}S_i}, i = \overline{1, n}; \\ U_{\text{вх}Z_i^1} &= U_{\text{вх}Z_i^2} = \frac{U_{\text{вых}S_i}}{U_{\text{вых}S_{i\max}}}, i = \overline{1, n}; \\ U_{\text{вых}Z_i^1} &= U_{\text{вх}Z_i^1}, i = \overline{1, n}. \end{aligned}$$

Шаг 4. Начинается поиск всех классов изображений, к которым может принадлежать входное изображение S^* . Рассчитываются входные и выходные сигналы распознающих Y -нейронов модуля M_{11} :

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

если $U_{\text{вых}Y_j^1} \neq -1$, то $U_{\text{вх}Y_j^1} = U_{\text{вх}Y_j^1}, j = \overline{1, m}$.

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 $U_{\text{вых}Y_j^1} \neq -1$, 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^* (l -го режима функционирования динамического объекта) нижним границам областей D^l 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 соответствуют друг другу по величине параметра сходства и осуществляется переход на следующий шаг алгоритма.

Шаг 8. Нейрон Y_j^1 модуля M_{11} воздействуя 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^* верхней границе области D^l 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 $I^l(t_i), t_i = \overline{0, T}$ областям D^l l -го режима функционирования динамического объекта: $p \leq p_1 + p_2 - 1$. Если неравенство не выполняется, то нейроны Y_j^1 и Y_j^2 исключаются из дальнейшего участия в соревнованиях при вход-

ном 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 для P -слоя элементов, который, в 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: $U_{\text{вых}X_g^2} = 0, g = \overline{1, m}, g \neq j$.

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: $U_{\text{вых}Y_g^3} = U_{\text{вых}Y_g^4} = 0, g = \overline{1, m}, g \neq j$.

Шаг 14. Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев Z^3 и Z^4 модуля M_2 нейронной сети:

$$U_{\text{вых}Z_l^3} = t_{jl}^3, U_{\text{вых}Z_l^4} = t_{jl}^4, l = \overline{1, k}.$$

Шаг 15. На основе выходных сигналов элементов Z_l^3 и Z_l^4 при $l = \overline{1, k}$ 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 при $(U_{\text{вых}S_l^2}, \dots, U_{\text{вых}S_k^2})$ является ассоциацией изображению S^* , 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: $U_{\text{вых}Y_j^1} = -1$ при $j = \overline{1, q}$, 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^* 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.

Заключение

Впервые разработана архитектура и алгоритмы функционирования непрерывной нейронной сети адаптивной резонансной теории, позволяющие решать задачи с несколькими решениями. На основе этой нейронной сети предложена нейронная сеть двунаправленной ассоциативной памяти, которая позволяет входным изображениям ставить в соответствие одну или большее число ассоциаций.

Список используемых источников

1. Suzuki, K. Artificial Neural Networks: Architectures and Applications / K. Suzuki. – Publisher: InTech, 2013. – 256p.
2. Bianchini, M. Handbook on Neural Information Processing (Intelligent Systems Reference Library) / M. Bianchini. – Publisher: Springer, 2013. – 499 p.
3. Cirrincione, M. Power Converters and AC Electrical Drives with Linear Neural Networks (Energy, Power Electronics, and Machines) / M. Cirrincione, M. Pucci, G. Vitale. – Publisher: CRC Press, 2012. – 631 p.
4. Галушкин, А.И. Нейронные сети. Основы теории. – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 496 с.
5. Капля, В.И. Системы искусственного интеллекта: учебн. пособ. – Волгоград: ИУНЛ ВолгГТУ. – 2011. – 97 с.
6. Russell S. Artificial Intelligence: A Modern Approach, Third Edition / S. Russell, P. Norvig. – Publisher: Prentice Hall, 2010. – 1152 p.

7. Девятков, В.В. Системы искусственного интеллекта. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 352 с.
8. Евменов, В.П. Интеллектуальные системы управления. – М.: Книжный дом «Либроком», 2009. – 304 с.
9. Татузов, А.Л. Нейронные сети в задачах радиолокации. – М.: Издательство «Радиотехника», 2009. – 432 с.
10. Боровиков, В.П. Нейронные сети. Методология и технологии современного анализа / В.П. Боровиков. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.
11. Huajin, T. Neural Networks: Computational Models and Applications / Huajin Tang, Kay Chen Tan, Zhang Yi. – Publisher: Springer, 2007. – 322 p.
12. Zadeh, L. Neural Networks Theory / L. Zadeh. – Publisher: Springer, 2007. – 421 p.
13. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.
14. 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: БГУ, 2006. – № 1(21). Вып. 2. – С. 119–127.
15. 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: БГУ, 2006. – № 2(31). Вып. 3. – С. 20–32.

Дмитриенко Валерий Дмитриевич – д-р техн. наук, проф. кафедры вычислительной техники и программирования Национального технического университета «Харьковский политехнический институт», Харьков, Украина.
Заковоротный Александр Юрьевич – к-т техн. наук, доцент кафедры вычислительной техники и программирования Национального технического университета «Харьковский политехнический институт», Харьков, Украина. E-mail: arcade@i.ua.

Дмитриенко В.Д., Заковоротный А.Ю. Нейросетевая ассоциативная память адаптивной резонансной теории позволяющая определять несколько решений // Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах. – 2014. – №1. – С. 8-17.

Dmitrienko, V.D. and Zakovorotnyi, A.Yu., 2014. Neural association memory of adaptive resonance theory that allows to define multiple solutions. Software of systems in the industrial and social fields, 1: 8-17.

УДК 669.046.44: 543.57

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КАЧЕСТВА АГЛОМЕРАТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕПОЛНОЙ АНАЛИТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА

Зобнин Б.Б., Ажипа И.А.

Аннотация. Рассматривается прогнозирование качества агломерата с учетом влияния вариаций характеристик компонентов шихты на коэффициенты передачи, связывающие управляющие воздействия с прогнозируемыми переменными. Предложена структура системы управления, позволяющая уменьшить чувствительность качества агломерата к вариациям характеристик компонентов шихты.

Ключевые слова: прогнозирование, качество агломерата, чувствительность качества агломерата к вариациям характеристик компонентов шихты, структура системы управления.

PREDICTING THE QUALITY OF AGGLOMERATE USING AN ANALYTICAL MODEL OF INCOMPLETE PROCESSING FACILITY

Zobnin B.B., Azhipa I.A.

Abstract. Agglomerate quality prediction, given influence of charge components characteristics variations to transfer coefficient, that relate control action to predicted variables is considered. Structure of control system, that can help to reduce agglomerate quality sensitivity to variations of charge components characteristics is proposed.

Keywords: prediction, agglomerate quality, agglomerate quality sensitivity to characteristics variations of charge components, control system structure.

Статистический анализ свойств железорудной шихты

Физико-химические свойства агломерата отражают его температуры начала и конца плавления, пористость, восстановимость, однородность по составу и свойствам. К механическим свойствам относят «холодную» прочность (барабан +5мм, истирание -0,5мм, гранулометрический состав и содержание мелочи (-5мм). Физико-химический состав железорудной смеси (ЖРС) определяет температуру начала плавления шихты на выбранном временном отрезке по длине агломерационной машины (АМ). Физико-химический состав компонентов шихты изменяется при переходах со штабеля на штабель на складе концентратов и сопровождается изменениями соотношения грубые/тонкие. Физико-химический состав ЖРС опре-