

Е.М. Бовда

Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації, Київ

## МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАНУ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ

Розглянуто метод ідентифікації стану телекомунікаційної мережі. Проведено аналіз сучасних підходів по виявленню та ідентифікації станів елементів телекомунікаційної мережі. Розглянуто модель процесу ідентифікації стану елемента телекомунікаційної мережі із застосуванням нейронних мереж. Запропоновано модифікацію моделі нейро-нечіткої мережі ANFIS з використанням алгоритму нечіткого виводу Такагі-Сугено, що дозволяє провести ідентифікацію стану елементів телекомунікаційної мережі. В моделі для ідентифікації використовується власна база правил, зв'язки з зовнішніми базами знань та у відповідності з алгоритмом навчання бази знань проводиться встановлення типу поведінки (відхилення поведінки елемента телекомунікаційної мережі) на підставі чітких або нечітких параметрів даних. Отримані результати дозволяють проводити аналіз та ідентифікацію поточного стану мережі. В подальшому це дасть можливість проводити розрахунок можливих станів мережі та пропонувати оптимальні варіанти управління телекомунікаційною мережею.

**Ключові слова:** система управління, телекомунікаційна мережа, ідентифікація, нечітка множина, функція приналежності, АСУЗ, нейро-нечітка мережа ANFIS, алгоритм нечіткого виводу Такагі-Сугено.

### Вступ

**Постановка проблеми.** Телекомунікаційна мережа військового призначення функціонує завжди в складних умовах. Виникає завдання ідентифікації станів функціонування мережі для їх ефективного використання в автоматизованій системі управління зв'язком (АСУЗ).

Для таких систем типовими ситуаціями, де потрібно негайно приймати рішення (здійснювати оперативне управління) при зміні стану в телекомунікаційній мережі можуть бути зміна топології та конфігурації мережі, параметрів трафіка (пікова швидкість передавання, середня швидкість передавання, максимально допустима затримка та інш.), збільшення черг на маршрутизаторах (навантаження) та ін. Для рішення цих завдань потрібно мати в складі АСУЗ підсистему ідентифікації станів, яка дозволить періодично на основі отриманої службової інформації проводити аналіз поточного стану мережі, проводити розрахунок можливих станів мережі та пропонувати для посадових осіб рівнів управління оптимальні варіанти управління телекомунікаційною мережею.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В роботі [1] розглянуто труднощі по виявленню, ідентифікації та класифікації додатків, що працюють в мережах. Показано, що це призводить до перевантаження каналів зв'язку та мережі в цілому. Традиційні засоби діагностики (команди *ping*, *traceroute*, аналіз маршрутних таблиць, стану інтерфейсів пристроїв і т.д.) не дозволяють виявити ці проблеми.

Автор пропонує використовувати рішення компанії *CiscoApplicationVisibilityandControl (AVC)*, що являє собою набір інтегрованих в маршрутизатори інструментів ідентифікації, моніторингу та контролю роботи додатків в мережі. Виявлення додатків маршрутизаторами *Cisco* здійснюється за допомогою механізмів глибокої інспекції пакетів *DPI (DeepPacketInspection)* і протоколу *NBAR2*. Після класифікації трафіку застосовуються політики *QoS* для забезпечення контролю смуги пропускання для класифікованих додатків. Інтеграція *NBAR2* з технологіями *FlexibleNetflow* та *PfR (PerformanceRouting)* дозволяє забезпечити *IPv4/IPv6* моніторинг на рівнях *L2-L7* і адаптивний динамічний вибір маршрутів для класифікованих додатків. Все це дає змогу контролювати додатки, що працюють в мережі, смугу пропускання, що використовується цими додатками, визначати напрямки потоків передачі даних, виявляти користувачів та *IP*-адреси, які є найбільш "активними" з точки зору споживання трафіку. Також на базі *FlexibleNetflow* і *NBAR2* реалізовані інтегровані в маршрутизатори *Cisco* засоби розширеного моніторингу – *PerformanceAgent* (для критичних *TCP*-додатків) і *PerformanceMonitoring* (для голосу і відео). Вони можуть забезпечити пасивний моніторинг часу відгуку *TCP*-додатків для кожного сегмента з використанням більше 40 метрик, розташовуючись на шляху проходження трафіку і ініціалізації *TCP*-сесій між сервером і клієнтом.

В роботі [2] запропоновано способи і рекомендації щодо підвищення ефективності процесу збору та ідентифікації поточної і ретроспективної інфор-

мації про стан зони покриття мережі (ЗПМ) оператора мобільного зв'язку. Запропоновано структуру системи збору даних про стан ЗПМ оператора зв'язку, де використовується вимірювальний комплекс *Netmetrics*. Комплекс дозволяє ідентифікувати оператора, проводити виміри рівня сигналу мережі, визначати координати місця вимірювань, ідентифікувати використовувану базову станцію і контролер, збирати дані про стан абонентського пристрою, відправляти зібрані відомості на сервер. На сервері проводиться ідентифікація та обробка інформації про стан ЗПМ та абонентського обладнання. В результаті обробки відомостей формуються звіти у вигляді графіків розподілу рівня сигналу по ЗПМ як в узагальненому вигляді, так і у вигляді індивідуальних вимірів з прив'язкою до певних місць. Запропоновано загальну структуру управління оператором з урахуванням факторів технічного і соціально-економічного характеру. Її особливістю є попередній аналіз і корекція управляючих впливів від особи, що приймає рішення (ОПР) загальною системою управління з урахуванням зовнішніх впливів у разі роботи оператора в режимі саморегулювання. Результати досліджень дозволяють підвищити ефективність управління структурою оператора в процесі комплексного надання послуг за рахунок більш повного і точного обліку відомостей про регіон обслуговування. Підвищення ефективності досягається за рахунок використання програмно-апаратних комплексів по обробці даних про зміни технічних, соціально-економічних і політичних параметрів зони покриття мережі.

В роботі [3] показано, що сучасні системи управління орієнтовані лише на вирішення завдань моніторингу, а необхідно, щоб вони могли виконувати завдання діагностики та ідентифікації стану як елементів мережі передачі даних (МПД), так і стану МПД в цілому. Для вирішення цього завдання можна використовувати модель нейронних мереж. У статті розглянуто процес ідентифікації стану елементів мережі передачі даних великого масштабу із застосуванням нейронних мереж, що дозволяє виконувати повний і безперервний контроль за всіма елементами МПД, своєчасне виявлення дефектів, пошкоджень, несправностей і відмов обладнання, управління конфігураціями мережевих вузлів, резервне копіювання і відновлення всіх елементів мережі, управління мережевим трафіком і політикою безпеки. При формуванні рішень в системі управління МПД використовуються діагностичні дані по окремих елементах МПД, які надають інформацію про стан мережі.

В роботі [4] запропонована інтелектуальна система підтримки прийняття рішення (ІСППР) на базі комплексного підходу до проблеми діагностики мережі передачі даних (МПД), що включає використання методів сигнатурного і статистичного аналізу мережевого трафіку для виявлення мережевих аномалій (МА) і нечіткої інтелектуальної (експертної)

системи (НІС) реагування на нештатні ситуації, а також створення моделей, алгоритмів і програмного забезпечення (ПЗ) підтримки професійної діяльності фахівців в галузі управління мережами передачі даних. Були розроблені моделі сигнатурного і статистичного аналізаторів мережевого трафіку та НІС реагування на нештатні ситуації в МПД; метод машинної діагностики МПД. Реалізовано комплекс алгоритмів і програм: моніторингу стану елементів МПД, статистичного аналізу та детектування мережевих аномалій (МА), НІС; створено ІСППР на основі нечіткої логіки для діагностики МПД окремого рівня мережі; розроблено систему показників ефективності ІСППР.

В роботі [5] розглянуто ситуацію, коли в мережі присутні різні види сервісів і додатків, кожен з яких працює за власним протоколом, використовуючи ресурси мережі (пропускну здатність) по-різному, і при цьому, має різні характеристики (затримку, інтенсивність, розмір пакетів і т.д.), то виникає ситуація, коли в єдиній інфраструктурі присутній одночасно кілька типів трафіку: медіа-потоківідео/аудіо, *VoIP*– мережеві програми, що використовують *VoIP* протокол, веб-серфінг– інтерактивні сервіси веб-браузера, *P2P*– сервіси генеруючі пірінговий трафік, інші – інші мережеві додатки. Виникає завдання оптимізації використання пропускну здатності загального каналу зв'язку за рахунок застосування інтелектуальних методів управління трафіком. У роботі запропоновано метод організації системи управління трафіком, заснований на користувальницької класифікації даних, що проходять через вузол агрегації оператора зв'язку, тобто здійснюється розбиття інформаційного потоку з урахуванням впливу на уявлення користувача про надану послугу (тобто "*Quality of Service*"–*QoS*). З урахуванням введеної класифікації, запропоновані методи ідентифікації цих типів трафіку, які реалізовано на сервері. Для розробки алгоритму управління трафіком з урахуванням віднесення пакетів до виділених класів запропонований підхід до визначення пріоритетів різних видів трафіку, що реалізовано на маршрутизаторі. Для цього використано функцію корисності метода Неймана-Моргенштерна, яка дозволяє визначити пріоритети трафіку.

В роботі [6] розглянуто класифікацію принципів побудови безпроводових мереж та проводових телекомунікаційних транспортних мереж з включенням безпроводових сегментів, що грають роль мереж доступу. Проведено аналіз методів отримання поточної інформації про характеристики мережного і термінального обладнання каналів передачі. Розглянуто напрям аналізу, що орієнтований на ідентифікацію каналів передачі та ключових параметрів ефективності безпроводових телекомунікаційних мереж. Наведено огляд і систематизація методів вимірювання і контролю характеристик каналів. Найбільш перспективними є суміщені ме-

тоди вимірювання і контролю характеристик каналів передачі, які базуються на поєднанні вимірювального і інформаційного сигналів в каналі як за часом, так і за спектром.

В роботі [7] проведено аналіз характеристик лінії провідної мережі електрозв'язку, які можуть бути використані для оцінки її технічного стану і якості надаваних клієнтам послуг. Сформульовано критерії оцінки на основі функції корисності та запропоновано способи їх згортки для отримання інтегрального показника ефективності використання лінії. Запропонований спосіб багатофакторного оцінювання ліній дротового зв'язку може бути використано в наступних ситуаціях: при відстеженні динаміки стану лінії для прийняття рішення про її профілактичний ремонт; при порівнянні ефективності використання різних ліній зв'язку для прийняття рішення про їх реорганізацію; при організації нової лінії для вибору апаратури, траси прокладки і способів підключення абонентів.

В роботі [8] розглянута система управління інтелектуальною телекомунікаційною мережею зі значною кількістю мережного обладнання і затримками сигнальної й керуючої інформації. Вона є складною системою з неповною інформацією про її стан і параметри. Зазначено, що в таких системах мають місце затримки сигнальної і керуючої інформації, що виникають при доставці даних по каналах зв'язку і при обробці в проміжних комутаційних вузлах. Принциповими особливостями таких систем управління є дрейф параметрів автономних сегментів як об'єктів управління, а також відсутність гарантій стійкості рішень диференційно-різницевого рівнянь, якими описується система. Запропоновано використовувати методи аналізу стійкості диференційних рівнянь з аргументом, що відхиляється, для розв'язання зворотної задачі ідентифікації. На основі системного підходу до мережі як до складної локально-стаціонарної системи розроблена модель мережного сегмента як об'єкта керування при некорельованості збурень і завад з корисними сигналами, а на її основі побудована структурна схема контролю та управління мережевим вузлом. Обкреслене коло питань примусового введення системи керування в зону стійкості. Розглянута задача оцінювання чутливості системи керування до дрейфів і раптових відхилень коефіцієнтів диференційно-різницевого рівнянь через затримки сигнальної й керуючої інформації. Для оптимального вибору таких важливих характеристик систем управління, як поточний час реакції об'єкта контролю, необхідно постійно аналізувати затримки сигнальної і керуючої інформації і налаштовувати під них параметри комутаційних вузлів. Величина поточного часу реакції об'єкта контролю повинна бути близькою до величини згаданих затримок.

На основі проведеного аналізу можна зробити висновок, що у вище розглянутих роботах в неповній мірі враховуються питання стану телекомунікаційної мережі на її окремих складових: напрямком

зв'язку, маршрутизація зв'язку, канал зв'язку. Всі розглянуті моделі тільки стосуються або окремих елементів мережі, або мережі в цілому без конкретизації її складових.

**Метою статті** є створення методу ідентифікації стану телекомунікаційної мережі та її складових – маршрутизаторів, комутаторів, вузлів зв'язку, каналів зв'язку, напрямків зв'язку.

## Основна частина

Телекомунікаційна мережа (ТКМ) є складною технічною системою, безперебійне і якісне функціонування якої забезпечується постійним рішенням великого числа завдань самого різного рівня складності і компетенції осіб, які приймають конкретні рішення (ОПР). Одними з найнеобхідніших завдань, які вирішується в циклі оперативного управління є збір інформації, аналіз інформації (оцінка стану телекомунікаційної мережі, його ідентифікація), прийняття рішення на управління, видача управляючих команд системою управління (АСУЗ) на об'єкти управління та контроль виконання команд. Об'єктами управління ТКМ є: окремі мережі, зони, напрями, маршрути, вузли, канали, радіостанції, маршрутизатори, комутатори, шлюзи, телекомунікаційні платформи, сервера, АРМи посадових осіб, тощо.

Система управління телекомунікаційною мережею в своєму складі має велику кількість різноманітних мережевих комутаційних вузлів та пристроїв, яка в конкретні моменти часу має неповну, а іноді недостовірну інформацією про свій стан і параметри. В таких системах мають місце затримки сигнальної і управляючої інформації, що виникають при доставці даних по каналах зв'язку та при обробці в проміжних комутаційних вузлах. В роботі [8] показано, що при управлінні потоками і процесами в телекомунікаційних мережах мають місце затримки отримання інформації про стан і параметри мережі, які носять випадковий характер і можуть змінюватися в широких межах. Також мають місце затримка інформації, яка використовується для зміни параметрів мережевих вузлів, каналів, маршрутів і напрямків. Система управління повинна забезпечувати працездатність мережі в умовах виникнення збоїв і відмов в апаратурі, неконтрольованих змін режимів роботи, дії збурень, перешкод та інших несприятливих чинників.

При побудові сучасних телекомунікаційних мереж використовується змішана топологія, що ускладнює управління нею. Для підтримки великої і складної мережі в справному стані і мінімізації часу на її відновлення створюються системи управління ТКМ (з АСУЗ у її складі). У класичній концепції *TMN (Telecommunication Management Network* – мережа управління зв'язком) виділяються підсистеми управління елементами (*EMS*) і мережею (*NMS*) [3].

Існуючі системи моніторингу та управління ТКМ здійснюють управління окремими мережевими елементами, контроль взаємодії між пристроями мережі, а також інформування про відмови на різних вузлах. Моніторинг та управління ТКМ в цілому є складним завданням, яку сучасні системи управління вирішують не повністю насамперед через складність ідентифікації стану мережі в заданий період часу. Для ідентифікації стану ТКМ великого масштабу можливе застосування нейронних мереж (НМ) та апарату теорії нечітких множин.

Підсистема управління елементами *EMS* виконує: контроль конфігурації елементів, управління програмним забезпеченням елементів мережі, безпекою мережевого доступу, а також сигналізацією і помилками, моніторинг якості роботи елементів мережі і отримання інформації про їхню несправність.

Підсистема управління мережею *NMS* здійснює зберігання та обробку даних, отриманих на рівні *EMS*. Крім того, підсистема *NMS* здійснює контроль конфігурації мережі; управління несправностями і аварійними повідомленнями; моніторинг якості роботи трактів відповідно до рекомендацій *G.821* і *G.826*; управління безпекою функціонального і мережевого доступу; збір даних про трафік мережі.

Перехід від управління інформацією про стан кожного елемента ТКМ до процесу ідентифікації стану мережі можливо виконати різними способами. Ідентифікація стану мережі по будь-яким показником ефективності буде корелювати тільки з частиною показників якості обслуговування (*QoS*) [3]. Це дає можливість застосувати підхід, заснований на декомпозиції всієї ТКМ на підмережі, що перетинаються, які можуть бути розбиті за ознаками виділених груп клієнтів (користувачів) або логічних ресурсів мережі. В цьому випадку ідентифікація стану ТКМ зводиться до отримання множини оцінок для кожної виділеної підмережі.

Кожна підмережа характеризується великою кількістю вузлів доступу клієнтів ТКМ і наявністю виділених для неї ресурсів. Для кожної підмережі визначається множина допустимих маршрутів передачі даних між відповідними вузлами. Це можуть бути *VPN*-з'єднання заданої конфігурації або шляху, що визначаються маршрутними таблицями при заданих значеннях зв'язності вузлів. Для кожного маршруту формується часткова нейронна мережа, яка являє собою множину послідовно з'єднаних нейронних підмереж, що описують роботу окремих мережевих пристроїв. Після цього послідовно синтезується структура загальної НМ за умови ідентичності її структури зі структурою ТКМ.

Для функціонування системи управління (СУ) ТКМ використовуються дані про стан мережі; інформація про окремі елементи мережі, її топологічної та логічної структури; параметри якості обслугову-

вання (*QoS*), при яких враховуються ресурсні можливості ТКМ. Крім того, визначається коефіцієнт готовності мережі ТКМ і якість передачі інформації, а також сервіс-орієнтовані параметри *QoS*, що оцінюють забезпеченість, зручність, дієвість і безпеку використання мережі; мереженезалежні параметри *QoS*, які не пов'язані з якістю послуги.

Елементи (об'єкти управління) ТКМ поділяються на класи. При цьому діагностичні дані по окремих елементах мережі включають набір і нормативні значення діагностичних параметрів для кожного елемента відповідного класу. Лінії ТКМ також поділяються на класи і включають кабельні, волоконно-оптичні, радіорелейні і супутникові лінії зв'язку, а клас вузлів зв'язку ТКМ – концентратор, комутатор, маршрутизатор і шлюз.

Аналіз і порівняння великих і складних систем, в тому числі ТКМ [2–3], дозволяють зробити висновок про те, що НМ в структурі СУ може бути застосована для виконання діагностики та ідентифікації стану елементів ТКМ і мережі в цілому. Перевагами системи управління з НМ перед традиційними АСУ є: можливість вирішення завдань при невідомих закономірностях; багатокритеріальність невідомих закономірностей або нелінійних залежностей; стійкість до шумів у вхідних даних; потенційно надвисока швидкодія; відмовостійкість при апаратній реалізації НМ.

Така система може виконувати повний і безперервний контроль за всіма елементами ТКМ, своєчасно виявляти дефекти, пошкодження і несправності обладнання, управляти конфігураціями мережевих вузлів, відновлювати всі елементи мережі.

Для функціонування системи управління з НМ необхідно здійснити контроль конфігурації, характеристик елементів і мережі в цілому, щоб визначити вплив технічного стану кожного елемента на стан мережі; контроль розподілу потоків даних; пошук кореляції між аварійними повідомленнями. Це дозволить ввести на кожному часовому інтервалі категорію технічного стану, причому можна задавати свої кордони категорій і відповідні їм стани.

Розглянемо процес ідентифікації стану комутатора як елемента ТКМ за допомогою НМ (таким чином можна описати будь-який клас ТКМ). Вихідними даними для функціонування НМ є діагностичні параметри комутатора: швидкість фільтрації (ШвФ); швидкість просування (ШвП); пропускна здатність (ПЗ); затримка передачі; обсяг буферної пам'яті; розмір адресної таблиці; завантаженість внутрішньої шини; продуктивність процесорів; класи трафіку [5]. Коли на вхід НМ подаються діагностичні параметри комутатора, на виході вона повинна видати прийняте нею рішення про відповідність кожного набору вхідних даних будь-якої категорії, які можуть відповідати якому-небудь технічного

стану елемента ТКМ. Для успішної ідентифікації стану елементів ТКМ необхідно для НМ задати навчальний набір даних, який представляє собою набір спостережень із зазначеними значеннями вхідних і вихідних змінних [3].

Для вирішення поставленого завдання використовується нейронна мережа типу багатoshарового перцептрона (*MLP*) [9], на вхід НМ (рис. 1) подаються всі характеристики комутатора (вони є нечіткого типу), потім проводиться оцінка кожного отриманого значення і приймається рішення про стан комутатора (будується функція приналежності). Кожного разу при надходженні нових даних в НМ обчислюється відхилення отриманої відповіді від істинного для того, щоб здійснити перенастроювання вагових коефіцієнтів НМ. Таким чином постійно поповнюються знання НМ і мінімізуються помилки в процесі прийняття рішення. Чим більше НМ отримує спостережень про зміни даних комутатора, тим швидше вона приймає рішення.

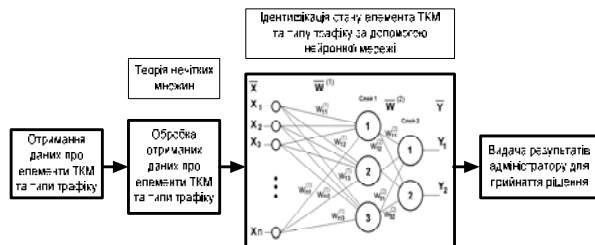


Рис. 1. Модель процесу ідентифікації стану елемента ТКМ із застосуванням нейронних мереж

У спрощеній моделі процесу ідентифікації стану елемента ТКМ із застосуванням нейронних мереж передбачено, що на вхід НМ подаються дані поточних характеристик комутатора, типи трафіку, який він обробляє, і вона виконує завдання ідентифікації стану елементів ТКМ. У разі виявлення несправного стану комутатора або зміни вхідного навантаження мережі адміністратор ТКМ повинен вжити заходів, щоб усунути несправність.

Щоб визначити стан ТКМ, необхідно знати як стан кожного елемента мережі, так і можливі напрями, маршрути, канали передачі даних. Для цього необхідно створити окремі НМ для кожного елемента класу ТКМ, які будуть визначати його технічний стан, а потім об'єднати їх в єдину НМ, яка буде відображати взаємодію елементів мережі між собою і дозволить адміністратору не тільки визначати стан ТКМ, а й у разі несправності пропонувати варіанти зміни маршруту передачі даних.

Для обробки діагностичної інформації від елементів ТКМ була вибрана нечітка модель [5; 9–11]. Це пов'язано з тим, що значна частина інформації, що отримується, має високу динаміку змін, носить суперечливий характер та може бути оброблена тільки методами теорії нечітких множин.

Окремий елемент ТКМ можна представити у вигляді нелінійного об'єкта з множиною вхідних змінних  $\{x_i\}, i = \overline{1, n}$  і однієї вихідної змінної  $y$ :

$$y = f_y(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

В якості вхідних змінних  $\{x_i\}$  виберемо діагностичні параметри комутатора. Вихідна змінна  $y$  є показник ступеня можливості стану рівня мережі.

У моделі використовуються наступні допущення та обмеження:

- вхідні змінні  $\{x_i\}$  в межах одного рівня незалежні;
- на кожному з рівнів мережі ізолюються окремі мережеві функції;
- модель не можна застосовувати до мереж, що не використовують ідеологію *OSI*.

Для вирішення задачі ідентифікації, найбільш часто застосовуються нейронні мережі та системи з нечіткою логікою, які здатні доповнювати один одного в рішенні складно обчислювальних завдань. Розглянемо модель нейро-нечіткої мережі *ANFIS* (*Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System*). Мережа *ANFIS* являє собою НМ з одним виходом та кількома входами, які є нечіткими лінгвістичними змінними. При цьому терми вхідних лінгвістичних змінних описуються стандартними функціями належності, а терми вихідних змінних представляються лінійним виразом або константною функцією належності [6].

Дана мережа за своєю структурою являє собою багатoshарову нейронну мережу прямого поширення сигналу особового типу. Основна ідея, яка покладена в основу *ANFIS*, полягає у використанні навчальної вибірки даних для визначення параметрів функцій належності, які найкраще відповідають системі нечітких міркувань. При цьому для знаходження параметрів функцій належності використовуються відомі процедури навчання НМ. Це дозволяє застосовувати для налаштування нейро-нечітких мереж швидкі алгоритми навчання НМ, засновані на методі зворотного поширення помилки.

Умови моделі. Припустимо, що модель *ANFIS* яка ґрунтується на мережі Такагі-Сугено належить до типу *MISO*, має 9 вхідних змінних та по два лінгвістичних правила. В укладеннях правил є рівняння першого порядку:

$$\begin{aligned} R^1 : & \text{If } x_1 \text{ is } A_1^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^1, \text{ then } y^1 = a_1^1 x_1 + a_2^1 x_2 + b^1; \\ R^2 : & \text{If } x_1 \text{ is } A_1^2 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^2, \\ & \text{then } y^2 = a_1^2 x_1 + a_2^2 x_2 + b^2; \end{aligned} \quad (1)$$

$$R^n : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^n \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^n, \text{ then } y^n = a_1^n x_1 + a_2^n x_2 + b^n.$$

де  $l = 1, \dots, L$  – число правил моделі;  $x = \{x_1, \dots, x_m\}$  – входи;  $y^n$  – виходи правила  $R^l$ ;  $A_i^l$  – нечіткі мно-

жини передумов правил,  $a^1 = (a_1^1, \dots, a_m^1)$ ;  $b^1$  – параметри лінійних рівнянь в укладеннях.

Вихід такої моделі визначається за виразом:

$$y = \sum_{l=1}^n \alpha^l (a_1^l x_1 + \dots + a_n^l x_n + b^l) / \sum_{l=1}^n \alpha^l, \quad (2)$$

де  $\alpha^l$  – рівень істинності передумов правила  $R^l$ , що розраховується з використанням  $t$  – норми, за виразом:

$$\alpha^l = \prod_{i=1}^m \mu_i^l(x_i). \quad (3)$$

Множина, що навчається має вигляд  $\{[x_1^k, \dots, x_m^k], y^k\}$ ,  $k = 1, \dots, K$ . Тоді її похибка на множині, що навчається, визначається за виразом:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y^k - \tilde{y}^k)^2, \quad (4)$$

де  $\tilde{y}^k$  – вихід множини, що навчається;  $y^k$  – вихід нейро-нечіткої моделі при вході з множини, що навчається  $x^k = [x_1^k, \dots, x_m^k]$ , яка обраховується за виразом (2);  $K$  – множина, що навчається. Функція похибки мінімізується підбором параметрів укладень правил нейронної мережі  $a^1$ ,  $b^1$  та параметрів нечіткої множини  $A_i^1$ .

Виходячи із вказаного, для рішення задачі ідентифікації та виявлення вторгнень, навчання бази знань (БЗ) запропонована модифікація моделі ANFIS. Структура модифікованої моделі типу ANFIS наведена на рис. 2, а її модель складатиметься з шести шарів.

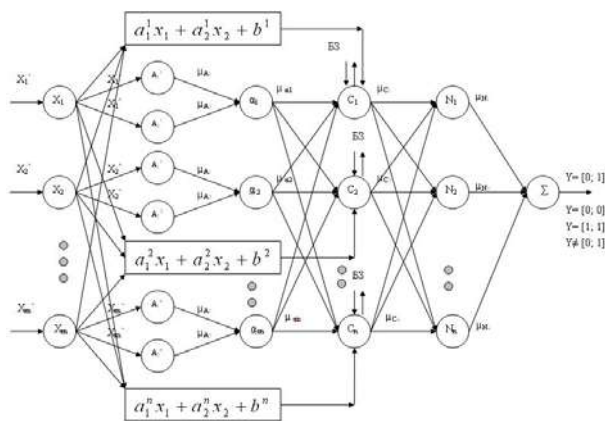


Рис. 2. Структура модифікованої моделі типу ANFIS

**Перший шар** – представляє собою вхідний шар (ідентифікатор), якій отримує вектор вхідних значень, що характеризують параметри комутатора. Тобто з системи контролю надходять вхідні данні  $X = (x_1, \dots, x_m)$ , де  $m$  – кількість параметрів мережі, яка дорівнює 9. Після чого нейронний елемент встановлює наявність нечіткої мережевої активності та розподіляє й надсилає вхідне значення або двома

рівнозначними потоками на другий шар мережі (при нечіткій активності), або на четвертий шар (при чіткій активності);

**Другий шар** – виходи нейронів першого шару являють собою ступені належності вхідних значень передумовною нечіткою множиною з нейронами. Параметри нечітких множин налаштовуються в процесі навчання.

У шарі відбувається розподіл вхідних значень на лінгвістичні вхідні терми. Кожен терм відповідає повноті отриманих значень вхідних параметрів у нечіткій відповідності {висока, низька}, тобто відповідатиме  $(A_1, A_2)$ , нейронам шару. Кожен з нейронів отримує вхідні значення та визначає ступень належності їх нечіткій множині. Вихід кожного  $(A_1, A_2)$ , нейрона  $m$ -го параметру має вигляд:

$$A_{im}(x_m) = \mu_{A_i}(x_m), \quad (5)$$

де  $x_m$  – вхідний сигнал  $m$ -го елемента;  $A_i$  – лінгвістична змінна, яка відповідає нечіткій відповідності;  $\mu_{A_i}$  – функція належності.

Кожен нейрон шару відповідає одному нечіткому правилу, а вихідне значення з  $m$  нейронних елементів являє собою завершення та визначатиметься:

$$R_m = \mu_{A_1}(x_1) \times \dots \times \mu_{A_m}(x_m). \quad (6)$$

Сумарне значення термів лінгвістичних змінних вузла відповідає вхідному значенню параметра та визначається:

$$M = X_m = \sum_{i=1}^m A_{im}, \quad (7)$$

Далі етап здійснюється за кроками [7]:

– *фазифікація вхідних змінних*, встановлення відповідності між конкретним значенням окремої вхідної змінної системи нечіткого виводу і значенням  $S_n^{mk}$ , яке відображає ступінь істинності підумови правила на основі значення функції належності відповідного їй терму вхідної змінної:

$$S_n^{mk} = \mu_n^m(\bar{x}_n), \quad (8)$$

де  $\bar{x}_n$  – вектор значень вхідних змінних системи нечіткого виводу;  $\mu_n^m(\bar{x}_n)$  – функція належності  $m$ -го терму.

– *агрегування підумов в нечітких правилах*, на якому відбувається визначення ступеню істинності умов  $S^{hk}$ ,  $h = \overline{1, N}$  за кожним з правил системи нечіткого виводу на основі відомих значень істинності підумов  $S_n^{mk}$ , які входять до нього. Якщо умову правила задано у формі нечіткого лінгвістичного виразу виду  $x_1 = a_1^m$ ,  $m = \overline{1, M}$ , етап їх агрегування залишає ступінь істинності без зміни. Якщо ж умова правила складається з декількох підумов, ступінь істинності для такого правила визначається:

$$S^{hk} = \min_n S_n^{mk}; \quad (9)$$

$$S^{hk} = \max_n S_n^{mk}, \quad (10)$$

де вираз (9) відображає логічну кон'юнкцію чи логічне „ТА” нечітких підумов, а вираз (10) – логічну диз'юнкцію чи логічне „АБО”. Ті правила, ступінь істинності яких не нульова, вважаються активними і використовуються для подальших розрахунків.

У результаті виконання цієї процедури визначаються рівні „відсікання” для умов кожного з правил. Виходи вузлів цього шару позначаються:

$$\eta_h, h = \overline{1, N}; \quad (11)$$

– *активація проміжних висновків в нечітких правилах*, передбачає визначення значень функції належності кожного з підвисновків для вихідних лінгвістичних змінних, які розглядаються.

$$\mu^{hk}(\overline{w_g}) = \min_h \{Z_g^h, \mu_g^h(\overline{w_g})\}, \quad (12)$$

де  $\mu_g^h(\overline{w_g})$  – функція належності  $h$ -го терма вихідної змінної  $w_g$ ;  $Z_g^h$  – ступінь істинності кожного з підвисновків, що розраховується:

$$Z_g^h = S^{mk} \cdot F^k, \quad (13)$$

де  $F^k$  – ваговий коефіцієнт правила;

– *акумуляція висновків нечітких правил* – передбачає об'єднання і акумуляція з використанням операції *max*-диз'юнкції, всіх ступенів істинності підвисновків для отримання функції належності кожної із вихідних змінних:

$$\mu_g^*(\overline{w_g}) = \bigcup_{k=1}^{k_M} \bigcup_{h=1}^H \mu^{hk}(\overline{w_g}); \quad (14)$$

– *дефазифікація вихідних змінних*, полягає в тому, що на основі результатів акумуляції всіх вихідних лінгвістичних змінних отримуються чіткі значення кожної із вихідних змінних, які можуть бути використані підсистемами вузла в процесі функціонування. Відповідно до алгоритму Сугено, для дефазифікації використовується модифікований варіант в формі методу центру тяжіння для одноточкових множин:

$$w_g = \frac{\sum_{h=1}^H Z_g^h \cdot d_g^h}{\sum_{h=1}^H Z_g^h}, \quad (15)$$

де  $w_g$  – результат дефазифікації у вигляді чіткого значення змінної;  $H$  – загальна кількість активних правил нечітких продукцій, в підвисновках яких є вихідна лінгвістична змінна  $d_g^h$ .

Після чого нейронний елемент розподіляє та надсилає вхідне значення на наступний шар.

**Третій шар** – Являє собою збір ступенів належності вхідних параметрів відповідним нечітким правилам та визначення переможного значення

рівня відповідності {висока, низька}. Рівень активізації правила підраховується за виразом:

$$\alpha^l = \sum_{i=1}^n T(\mu_{A_i^l}(x_1), \mu_{A_i^l}(x_2)), \quad l=1,2. \quad (16)$$

В якості операції  $t$  – норми використовується добуток. Кількість нейронів шару  $R_m$  відповідає кількості вхідних значень параметрів. Укладення нечітких правил з визначенням переможних термів параметрів направляються на наступний шар. Переможний лінгвістичний терм параметру визначається, як оптимальне значення переможних параметрів або максимальних переможних значень:

$$R_m = \text{opt} \{ \max \mu_{A_m}; x_m \}. \quad (17)$$

**Четвертий шар** – ідентифікаційний, який на основі власної бази правил (БП), зв'язків з зовнішніми БЗ та у відповідності з алгоритмом навчання БЗ проводить встановлення типу поведінки на підставі чітких або нечітких параметрів даних. В даному шарі відбувається нормалізація рівнів істинності кожного правила за виразом:

$$\beta_l = \alpha^l / (\alpha^1 + \alpha^2), \quad l=1, 2. \quad (18)$$

Шар складається  $C_j$  нейронів, де  $j$  дорівнює 11 та має у своєму складі:

–  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, C_9$  нейрони, які відповідають 9 категоріям параметрів комутаторів (швидкість фільтрації (ШвФ); швидкість просування (ШвП); пропускна здатність (ПЗ); затримка передачі; обсяг буферної пам'яті; розмір адресної таблиці; завантаженість внутрішньої шини; продуктивність процесорів; класи трафіку) –  $f$ ;

–  $C_{10}$  нейрон нормальних видів поведінки комутатора (Norm) – 1;

–  $C_{11}$  нейрон нововиявлених відхилень поведінки комутатора (N-V) –  $v$ .

Цей шар навчений виявленню відхилень поведінки комутатора, він відіграє ключову роль в ідентифікації стану та здійсненні кластеризації вхідного простору образів. Кількість нейронів шару відзначається:

$$C_k = f + 1 + v, \quad (19)$$

В даному шарі формується база правил (БП) комутатора, при виконанні наступних кроків:

– *терм вхідних змінних*, в якому відбувається форматування вхідних даних до нечіткого вигляду, а після цього результати проходять агрегування;

– *формування початкової БП*, який заснований на генерації множини правил, де максимальна кількість правил в базі визначається:

$$X = x_1 \times x_2 \dots \times x_m, \quad (20)$$

де  $x_1, x_2, x_m$  – кількість функцій належності для визначення вхідних/вихідних змінних відповідно. Початкові БП ґрунтуються на присвоєнні кожному з прикла-

дів вибірки окремого правила. Кожному прикладу з навчальної вибірки ставляться у відповідність нечіткі множини з максимальними значеннями відповідності. Вони побудовані таким чином щоб множина правил становила початкову БП комутатора.

Особливістю підходу є формування початкової БП при невеликій кількості змінних і функцій належності, для завдання цих змінних:

– визначення рейтингу правил. БП може містити правила з однаковими передумовами і різними висновками, що призводить до надлишковості та суперечливості. З цього випливає необхідність оптимізації правил на основі емпіричних гіпотез, для уникнення надлишковості правил в БП.

В наслідок чого для кожного правила визначається його рейтинг за виразом:

$$r_i = \text{Agg}(r_i^k) (i = \overline{1, I}); \quad (21)$$

$$r_i^k = T(\mu_{a_{lim}}(\delta_i^k), \dots, \mu_{a_{lim}}(\delta_n^k), \mu_{d_{in}}(w^k)) (k = \overline{1, K}),$$

де Agg і T – оператор агрегування або норма;

– скорочення кількості правил, скорочення відбувається за групами правил, які мають однакові передумови і різні висновки. Таким чином, вирішується завдання суперечливості правил та зменшення їх кількості. Правила, що лишилися, формують кінцеву базу правил комутатора.

Решта правил зберігають своє розміщення. Це пояснюється тим, що множина правил з більшим ступенем гранулярності не завжди дозволяє побудувати кращу модель функціонування того чи іншого об'єкту моделювання, ніж множина правил з меншим ступенем гранулярності [8];

– адаптація параметрів правил у базі. Повністю сформованою БП можна вважати ту базу, яка пройшла адаптацію правил, що залишилися в ній після скорочення. Адаптація полягає у знаходженні, відповідно до наявних експериментальних даних і прийнятого критерію, оптимальних значень параметрів для правил з БП;

– формування груп правил шару дорівнює сумі потужностей терм-множин усіх вхідних змінних. Виходом вузлів шару є ступінь належності значення вхідної змінної відповідному нечіткому терму:

$$\mu^{a_{nm}}(X_n^*), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}. \quad (22)$$

Далі відбувається підрахунок потенціалу  $p_i$  кожного нейрону в процесі виявлення відхилень та навчання нейрона [9; 12]. Перш за все нейронам другого шару надається потенціал:

$$p_i(0) = \frac{1}{c}, \quad (23)$$

де  $c$  – кількість нейронів(кластерів);

– якщо значення потенціалу  $p_i$  опускається нижче рівня  $p_{min}$ , то нейрон виключається з розгляду.

– якщо  $p_{min} = 0$ , то нейрони не виключаються з розгляду.

– якщо  $p_{min} = 1$ , то нейрони перемагають по черзі, так як в кожен цикл пошуку тільки один з них готов до розгляду.

В  $k$ -му циклі навчання потенціал обчислюється за правилом:

$$p_i(k) = \begin{cases} p_i(k-1) + \frac{1}{c}, & i \neq j; \\ p_i(k-1) - p_{min}, & i = j, \end{cases} \quad (24)$$

де  $j$  – номер „нейрона-переможця”.

**П'ятий шар** – виходи нейронів даного шару являють собою добуток, нормалізованих значень рівнів істинності на відповідні виходи правил:

$$y^l = \beta_1 (a_1^l x_1 + \dots + a_n^l x_n + b^l), l = 1, 2. \quad (25)$$

При виявленні параметрів які характеризують відхилення у  $C_j$  нейроні, нейрон який здійснив виявлення надає значенню параметра відповідну характеристичну терму, яка свідчить про характеристики відхилень (параметри, види впливу на рівнях мережевої моделі OSI). Надалі дане вихідне значення надсилається до наступного шару мережі.

**Шостий шар** – представлений одним елементом – суматором, який обраховує відповідність виявлених нейронами значень відхилень нейрону нормального стану. Нейрон даного шару сумує виходи нейронів попереднього шару:

$$y^l = \beta_1 y^1 + \dots + \beta_n y^n. \quad (26)$$

Вихідна змінна з суматора буде направлена до підсистеми реалізації рішень у вигляді:

– якщо вихідне значення суматора, яке отримане з класифікаторів відхилень  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, C_9$  рівне  $Y_n = 1$ , то встановлене з'єднання оцінюється як – „аномальне”;

– якщо вихідне значення суматора, яке отримане з класифікатора відхилень  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, C_9$  рівне  $Y_n = 0$ , то встановлене з'єднання оцінюється як – „нормальне”;

– якщо вихідне значення суматора, яке отримане з класифікатора нормальної поведінки рівень  $Y_n \neq 1$ , або з класифікатора виявлення відхилень рівне  $Y_n \neq 0$ , то з суматора надсилаються параметри нового виду відхилень на нейрон (N-V) для їх фіксації. Таким чином відбувається навчання шару нейронної мережі, в наслідок чого на виході класифікатора нововиявлених відхилень буде отримане значення щодо виявлення нового відхилення  $Y_n = 1$ .

Вихідне значення множин підраховується, як повне вихідне значення мережі  $Y$ , та являє собою окремий підрахунок значень множин  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, C_9$  класифікації відхи-



лень та виконання вищевказаної відповідності до значення  $C_{10}$  – нормального виду поведінки.

При виявленні відхилення, на виході суматора з'являється відповідне значення щодо виявлення впізаного відхилення, його ідентифікація та пропозиції для підсистеми реалізації рішень (на основі присвоєної терми), відносно варіантів реагування на виявлене відхилення.

## Висновки

В статті представлено метод ідентифікації стану телекомунікаційної мережі, в основу якого покладено використання нейро-нечіткої моделі *ANFIS* з використанням алгоритму нечіткого виводу

Такагі-Сугено, що дозволяє провести ідентифікацію стану елементів телекомунікаційної мережі. Новизна методу полягає у модифікації моделі *ANFIS* для застосування її в ТКМ в задачі ідентифікації. Це дозволяє проводити самонавчання бази знань комутатора, покращити можливості щодо навчання нейронів мережі, що дозволить покращити швидкість та якість навчання нейро-нечіткої мережі, підвищити точність та швидкість виявлення відхилень в роботі елемента мережі. Подальші дослідження будуть направлені на розробку методу ідентифікації стану ТКМ при надходженні на вхід мережі якісних характеристик об'єктів, якими управляють.

## Список літератури

1. Идентификация, мониторинг и контроль производительности приложений при помощи маршрутизаторов Cisco / К. Григорьев // Блог Cisco в России и СНГ: Корпоративные сети. – 2013. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://gblogs.cisco.com/ru/avc>.
2. Сорокин А.А. Система сбора и идентификации текущей и ретроспективной информации о зоне покрытия сети оператора мобильной связи / А.А. Сорокин, А.А. Горюнов // Вестник Астраханского государственного технического университета. Сер. Управление, вычислительная техника и информатика. – Астрахань, 2016. – № 4. – С. 74-86.
3. Канаев А.К. Идентификация состояния СПД с применением нейронных сетей / А.К. Канаев, М.А. Сахарова // Автоматика, связь, информатика. Российские железные дороги. – 2015. – № 2. – С. 74-86.
4. Кучер А.В. Интеллектуальная система поддержки принятия решения на основе нечеткой логики для диагностики состояния сети передачи данных: автореф. дис. на соискание ученой степени канд. техн. наук: спец.: 05.13.01 “Системный анализ, управление и обработка информации (информационные и технические системы)”/ А.В. Кучер. – Краснодар, 2007. – 24 с.
5. Кузьмин В.В. Классификация и идентификация трафика в мультисервисной сети оператора связи / В.В. Кузьмин // Электронный научный журнал “Современные проблемы науки и образования”. – М., 2014. – № 5.
6. Ключові параметри ефективності безпроводових телекомунікаційних мереж та методи їх ідентифікації / Я.І. Торшанко, В.П. Грушевська, В.С. Шматко, М.С. Височіненко // Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв'язку. – К., 2014. – № 4(32). – С. 28-33.
7. Гребенник И.В. Оценка эффективности функционирования линии проводной электросвязи / И.В. Гребенник, А.Ю. Хабаров // Системы обработки информации. – Х., 2002. – № 6(22). – С. 181-186.
8. Торшанко Я.І. Ретроспективна ідентифікація інформаційних й керуючих сигналів в інтелектуальних мережах зв'язку/ Я.І. Торшанко, Л.І. Танцюра, Л.О.Дьоміна // Наукові праці ОНАЗ ім. О.С. Попова. – Одеса, 2015. – № 2. – С. 111-117.
9. Интеллектуальные технологии идентификации / А.П. Ротштейн. – Винница: «Універсум-Вінниця», 1999. – 320 с.
10. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С. Штовба. – М: Горячая линия-Телеком, 2007. – 288 с.
11. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федюлов. – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 284 с.: ил.
12. Сальник С.В. Метод виявлення вторгнень в мобільних радіомережах класу MANET на основі нечіткої бази знань / С.В. Сальник, В.В. Сальник, Я.А. Стемповська // Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України, 2016. – № 4(25). – С. 93-98.

## References

1. Hryhorev, K., (2013), “Ydentyfikatsiya, monytorynh y kontrol proyzvodytelnosty prylozheniy pry pomoshchy marshrutyзаторов Cisco” [Identify, monitor and monitor application performance with Cisco routers], *Cisco Blog in Russia and the CIS: Corporate Networks*, <https://gblogs.cisco.com/ru/avc>.
2. Sorokyn, A.A. and Horiunov, A.A., (2016), “Sistema sbora i identifikatsii tekushey i retrospektivnoy informatsii o zone pokryitiya seti operatora mobilnoy svyazi” [System for collecting and identifying current and retrospective information about the coverage area of the mobile network operator's network], *Bulletin of the Astrakhan State Technical University*, No 4, pp. 74-86.
3. Kanaev, A.K. and Sakharova, M.A., (2015), “Identifikatsiya sostoyaniya SPD s primeneniem neyronnykh setey” [Identification of the state of SPD using neural networks], *Automation, communication, informatics*, No 2, pp. 74-86.
4. Kucher, A.V., (2007), “Yntellektualnaia sistema podderzhky pryniatya resheniya na osnovе nechetkoi lohyky dli adyahnostyky sostoiannya sety peredachy dannykh: dissertation”, [Intelligent decision support system based on fuzzy logic for diagnosing the state of the data transmission network: dissertation], Krasnodar, 24 p.
5. Kuzmyn, V.V., (2014), “Klasyfikatsiya y ydentyfikatsiya trafyka v multyservysnoi sety operatora svyazi”, [Classification and identification of traffic in the carrier's multiservice network], *Electronic scientific journal "Modern problems of science and education"*, No 5.
6. Toroshanko, Ya.I., Hrushevskaya, V.P., Shmatko, V.S. and Vysochinenko, M.C., (2014), “Kliuchovi parametry efektyvnosti bezprovodovykh telekomunikatsiinykh merezh ta metody yikh identyfikatsii”, [Key parameters of the efficiency of

wireless telecommunication network sand methods of their identification], *Scientific Notes of the Ukrainian Research Institute of Communication*, No 4 (32), pp. 28-33.

7. Hrebennyk, Y.V. and Khabarov, A.Yu., (2002), "Otsenka effektivnosti funktsionirovaniya linii provodnoy elektrosvyazi", [Evaluation of the efficiency of the wireline telecommunication line], *Information Processing Systems*, No 6 (22), pp. 181-186.

8. Toroshanko, Ya.I., Tantsiura, L.I. and Domina, L.O., (2015), "Retrospektyvna identyfikatsiia informatsiinykh y keruiuchykh syhnaliv v intelektualnykh merezhakh zviazku", [Retrospective identification of information and control signals in intelligent communication networks], *Scientific Works ONAS them. O.S. Popov*, No 2, pp. 111-117.

9. Rotshtein, A.P., (1999), "Intellektualnyie tehnologii identifikatsii", [Intelligent identification technologies], Vynnytsia, Universum-Vinnytsia, 320 p.

10. Shtovba, S.D., (2007), "Proektyrovanye nechetkykh system sredstvamy MATLAB", [Designing Fuzzy Systems by MATLAB], Horiachaia lynyia-Telekom, Moscow, 288 p.

11. Borysov, V.V., Kruhlov, V.V. and Fedulov, A.S., (2007), "Nechetkye modely y sety", [Fuzzy models and networks], Horiachaia lynyia-Telekom, Moscow, 284 p.

12. Salnyk, S.V., Salnyk, V.V. and Stempkovska, Ya.A., (2016), "Metod vyavleniia vtornhen v mobilnykh radiomerezhakh klasu MANET na osnovi nechitkoi bazy znan", [The method of detecting intrusions in the mobile radio networks of the MANET class on the basis of a fuzzy knowledge base], *Science and Technology of the Air Force of Ukraine*, No. 4 (25), pp. 93-98.

Надійшла до редколегії 22.01.2018

Схвалена до друку 20.02.2018

#### **Відомості про автора:**

##### **Бовда Едуард Миколайович**

кандидат технічних наук доцент  
докторант Військового інституту  
телекомунікацій та інформатизації,  
Київ, Україна  
<https://orcid.org/0000-0002-8267-2120>  
e-mail: [bovdae@ukr.net](mailto:bovdae@ukr.net)

#### **Information about the author:**

##### **Eduard Bovda**

Candidate of Technical Science Associate Professor  
Doctoral Student of Military Institute  
of Telecommunications and Informatization,  
Kyiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0002-8267-2120>  
e-mail: [bovdae@ukr.net](mailto:bovdae@ukr.net)

## **МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЯ ТЕЛЕКОМУНИКАЦИОННОЙ СЕТИ**

Э.Н. Бовда

Рассмотрен метод идентификации состояния телекоммуникационной сети. Проведен анализ современных подходов по выявлению и идентификации состояний элементов телекоммуникационной сети. Рассмотрена модель процесса идентификации состояния элемента телекоммуникационной сети с применением нейронных сетей. Предложено модификация модели нейро-нечеткой сети ANFIS с использованием алгоритма нечеткого вывода Такаги-Сугено, что позволяет провести идентификацию состояния элементов телекоммуникационной сети. В модели для идентификации используется собственная база правил, связи с внешними базами знаний и в соответствии с алгоритмом обучения базы знаний производится установка типа поведения (отклонений поведения элемента телекоммуникационной сети) на основании четких или нечетких параметров данных. Полученные результаты позволят проводить анализ и идентификацию текущего состояния сети. В дальнейшем это позволит проводить расчет возможных состояний сети и предлагать оптимальные варианты управления телекоммуникационной сетью.

**Ключевые слова:** система управления, телекоммуникационная сеть, идентификация, нечеткое множество, функция принадлежности, АСУС, нейро-нечеткая сеть ANFIS, алгоритм нечеткого вывода Такаги-Сугено.

## **METHOD FOR IDENTIFYING THE STATE OF THE TELECOMMUNICATIONS NETWORK**

E. Bovda

The method of identification of the state of the telecommunication network is considered. The analysis of modern approaches for identifying and identifying the states of telecommunication network elements is carried out. The model of the process of identification of a state of an element of a telecommunication network with the use of neural networks is considered. The modification of the model of the ANFIS neuro-fuzzy network model with the use of Takagi-Sugeno fuzzy output algorithm is proposed, which allows identifying the status of the elements of the telecommunication network. The identification model uses its own rules database, links to external knowledge bases and, in accordance with the knowledge base training algorithm, the behavior type (behavioral deviations of the telecommunication network element) is established based on clear or fuzzy data parameters. The obtained results allow to analyze and identify the current state of the network. In the future, this will enable to calculate the possible state of the network and offer the best options for managing the telecommunication network.

**Keywords:** control system, telecommunication network, identification, fuzzy set, accessory function, ACS, neuro-fuzzy network ANFIS, Takagi-Sugeno fuzzy output algorithm.