

МОДЕЛЬ МОНИТОРИНГУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В статті проведено аналіз існуючих підходів та методів прогнозування стану телекомунікаційної мережі. Розглянуто завдання системи управління телекомунікаційною мережею. Показана важливість рішення завдання прогнозування по вчасному реагуванню адміністратором на підготування мережі при критичних ситуаціях. Запропоновано метод прогнозування продуктивності маршрутів передачі даних в телекомунікаційній мережі, якій побудовано на модифікованій рекурентній нейронній мережі Ельмана. Даний метод дозволяє підвищити точність та швидкість прогнозування продуктивності маршрутів у мережі за рахунок збільшення пропускної спроможності мережі та зменшення обчислювальної складності нейронної мережі.

Бовда Э.Н. Модель мониторинга и прогнозирования состояния телекоммуникационной сети с использованием нечеткой нейронной сети. В статье проведен анализ существующих подходов и методов прогнозирования состояния телекоммуникационной сети. Рассмотрены задачи системы управления телекоммуникационной сетью. Показана важность решения задачи прогнозирования по своевременному реагированию администратором на подготовку сети при критических ситуациях. Предложен метод прогнозирования производительности маршрутов передачи данных в телекоммуникационной сети, которой построен на модифицированной рекуррентной нейронной сети Эльмана. Данный метод позволяет повысить точность и скорость прогнозирования производительности маршрутов в сети за счет увеличения пропускной способности сети и уменьшения вычислительной сложности нейронной сети.

E. Bovda Model of the telecommunication network monitoring and forecasting with the use of urban neural networks. The article analyzes the existing approaches and methods of the forecasting of telecommunication network state. The problem of control system of telecommunication network is considered. It is shown the importance of solving the problem of prediction on the timely response of the to network preparation administrator in critical situations. The method of the productivity of data transmission routes forecasting in the telecommunication network, which is based on the modified Elman's recurrence neural network, is proposed. This method can increase the accuracy and speed of forecasting the productivity of routes in the network by increasing the bandwidth of the network and reducing the computational complexity of the neural network.

Ключові слова: моніторинг, прогнозування, нечітка нейронна мережа, мережа Ельмана

Постановка проблеми в загальному вигляді. В даний час питання прогнозування стану телекомунікаційної мережі є найважливішим завданням мережевого адміністрування. Характерними особливостями мережі є висока динаміка процесів, які в ній протікають, а також структурна складність зв'язків між вузлами. Саме вони визначають необхідність використовувати для оцінки стану мережі такі засоби, що мають високу адаптивність і стійкість до зовнішніх впливів. В якості таких засобів можуть використовуватися нейронні мережі [1 – 3]. Нейронна мережа виконує логічний вивід на основі апарату нечіткої логіки, набуває нових знань і використовує їх в подальшій роботі. Подібні системи успішно використовуються в багатьох областях (машинне навчання, розпізнавання осіб, медицина, обробка сигналів, військова справа та інші), вони дозволяють отримати потрібні результати без участі людини і з невеликими обчислювальними витратами.

Аналіз останніх публікацій. Аналіз показав, що в більшості випадків області застосування нейронних мереж як елементів систем моніторингу, віддаленого контролю та адміністрування сильно обмежені. Так в роботі [4] проведено дослідження питання модифікації існуючих систем мережевого управління. Запропоновано використання імовірнісної нейронної мережі для вирішення завдань класифікації і прогнозування стану транспортного середовища в мережі, що використовує сервіс-орієнтовану архітектуру для організації доступу до сервісів. В роботі [5] розглядаються засновані на гібридних нейронних мережах моделі, що дозволяють оцінювати і прогнозувати стан комп'ютерних мереж. Результати проведених експериментів показали, що запропоновані моделі забезпечують високу точність класифікації поточного і прогнозованого стану комп'ютерної мережі. Проведено експериментальну оцінку моделей, що призначені для моніторингу та прогнозування стану комп'ютерних мереж, які засновані на комбінації самонавчаємих і гібридних нейронних мережах. В статті [6] запропонований метод прогнозування станів

комп'ютерної мережі, що заснований на біометричних алгоритмах. Дана оцінка методів для вирішення завдання прогнозування стану комп'ютерної мережі. Розглянуто приклади фазових знімків, які отримані в різних умовах функціонування комп'ютерної мережі. Введено поняття фазового стану та траєкторії параметрів комп'ютерної мережі. Показано, що за допомогою фазових траєкторій можна ідентифікувати стан комп'ютерної мережі і спрогнозувати появу критичного стану. Результати аналізу методів прогнозування складних технічних об'єктів, до яких відноситься комп'ютерна мережа, показують, що для прогнозування станів комп'ютерної мережі найбільшу підсумкову оцінку отримав запропонований метод верифікації фазових знімків. В роботі [7] 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. Таким чином, аналіз робіт показує, що нейронні мережі мають більші можливості для вирішення поставленого завдання. У той же час відомі моделі нейронних мереж не можуть бути безпосередньо використані для цієї мети. Тому виникає питання створення такої моделі, яка дозволила вирішити це завдання.

Метою статті є розробка моделі моніторингу та методу прогнозування стану телекомунікаційної мережі на основі використання нечітких нейронних мереж для її ефективного управління в умовах високої динаміки та складності зв'язків між вузлами.

Виклад основного матеріалу.

Процес управління мережею полягає в здійсненні сукупності впливів на керований об'єкт, які вибрані з множини можливих впливів на підставі програми управління та інформації, що надходить про поведінку об'єкта і стан навколишнього середовища для досягнення заданої мети. Виділяють шість функціональних груп завдань системи управління телекомунікаційною мережею, визначених стандартами *ISO/ITU-T* [6].

1-я група: управління конфігурацією мережі та іменування – ці завдання полягають в конфігурації параметрів мережевих вузлів: комутаторів, маршрутизаторів, мережевих адаптерів і мережевих інтерфейсів, а також програмного забезпечення.

2-я група: обробка помилок – ця група завдань включає виявлення, визначення і усунення наслідків збоїв і відмов мережі.

3-тя група: аналіз продуктивності та надійності – завдання цієї групи пов'язані з оцінкою таких параметрів, як час реакції системи, пропускна здатність реального або віртуального каналу зв'язку, інтенсивність трафіку в окремих сегментах і каналах мережі, імовірність спотворення даних при їх передачі через мережу, а також коефіцієнт готовності мережі. Функції аналізу продуктивності та надійності мережі потрібні як для оперативного управління мережею, так і для планування розвитку мережі.

4-я група: управління безпекою – завдання цієї групи включають в себе контроль доступу до даних при їх зберіганні і передачі через мережу. Базовими елементами управління безпекою є процедури аутентифікації користувачів, призначення і перевірка прав доступу до ресурсів мережі, управління повноваженнями і т.д.

5-я група: облік роботи мережі – завдання цієї групи полягають в реєстрації часу використання різних ресурсів мережі – пристроїв, каналів і транспортних служб.

6-я група: ідентифікація і прогнозування стану мережі. Сучасна мережа – це складна технічна система, стан якої описується багатовимірними векторами. Адміністраторам

складно працювати з такими багатовимірними даними. Тому необхідно в складі систем управління телекомунікаційними мережами використовувати підсистеми моніторингу та ідентифікації станів мережі, які виконували збір, обробку, зберігання та відображення інформації про стан всіх компонентів телекомунікаційної мережі в реальному часі. А якісний прогноз дозволив адміністраторам вчасно підготувати мережу для запобігання перевантажень, помилок та інших позаштатних ситуацій. Таким чином, розробка методів, що дозволяють генерувати якісний прогноз настання критичних подій в мережі, є актуальним завданням. У процесі прогнозування використовуються різні методи і підходи до дослідження. Серед загальнонаукових підходів можна виділити наступні: 1) системний підхід передбачає дослідження кількісних і якісних закономірностей протікання імовірнісних процесів в системі; 2) системно-структурний підхід передбачає розгляд системи як цілого, що динамічно розвивається, розчленовування системи на складові структурні елементи і розгляд їх у взаємодії; 3) історичний підхід полягає в розгляді кожного явища у взаємозв'язку його історичних форм; 4) структурний підхід дозволяє пояснити структуру досліджуваного явища; 5) комплексний підхід полягає в розгляді явищ в їх взаємозалежності в контексті різних наук, які вивчають ці явища та інші. Існує велика кількість методів рішень задачі прогнозування, але не всі вони здатні сформулювати якісний прогноз стану складної технічної системи. У загальному випадку під методами прогнозування мають на увазі сукупність прийомів мислення, способів, що дозволяють на основі аналізу інформації про прогнозування об'єкту винести щодо нього достовірне судження про майбутній розвиток об'єкта. Для складання прогнозу необхідно використовувати кілька методів прогнозування і порівняти отримані результати. Розглянемо деякі з них.

Метод часової екстраполяції досліджує історичні дані. Прогнозування параметрів стану в вигляді часової екстраполяції характеристик використовує як аргумент один параметр – час. Крім того, метод часової екстраполяції включає в себе евристичні елементи, які полягають в розробці математичної моделі і аналізу результатів прогнозування. Звідси з'являється деяка ступінь суб'єктивності, що впливає на кінцевий результат.

Просторова екстраполяція пов'язана з прогнозуванням в просторі характеристик. Суть методу просторової екстраполяції полягає в поширенні виведення, отриманого в результаті аналізу однієї частини процесу, на іншу частину або на процес в цілому. Даний метод працює за однієї умови – закон зміни стану в минулому повинен зберегтися в майбутньому. Тому внесення будь-яких змін в систему спричинить за собою коригування множини законів зміни станів телекомунікаційної мережі, що є досить трудомістким завданням. А ті закони зміни станів, які були отримані до моменту зміни системи, стануть непрацездатними. До переваг методу просторової екстраполяції можна також віднести відсутність необхідності розробки громіздких прогнозних моделей за результатами спостережень.

Якщо моделювати процеси функціонування телекомунікаційної мережі, то першочерговим завданням буде детальний опис досліджуваної системи за допомогою *математичного і фізичного моделювання*. Це представляється вкрай складним в силу гетерогенності і „мінливості” досліджуваної системи, що тягне за собою великі за обсягом обчислення. Крім того, метод моделювання процесів буде не ефективний в ситуаціях, що вимагають швидкої реакції на зміну стану системи.

Для реалізації *евристичних методів* в багатопараметричній системі необхідно використання знань декількох експертів, що також створить труднощі в швидкій реакції на зміну стану телекомунікаційної мережі. Дослідження великої кількості експертиз займе багато часу. Використання *логічних методів* також не принесе бажаного результату, оскільки завдання досліджуваної області не має на увазі рішення, заснованого на тих чи інших логічних діях. *Регресивні методи* також вимагають громіздких обчислювальних дій, так як вимагають детального дослідження залежностей між змінними, що впливають на стан комп'ютерної мережі. При вирішенні завдання *методом нейронних мереж* немає необхідності в дослідженні процесів стану телекомунікаційної мережі. Необхідною умовою є набір параметрів, необхідних для навчання нейронної мережі. У нашому випадку набором

вхідних параметрів є ряд функцій, які залежать від множини непередбачуваних факторів. Необхідно відзначити, що рішення поставленого завдання практичної реалізацією програмної моделі даного методу виглядає можливим.

Метод причинного зв'язку, з математичної точки зору, є найбільш цікавим методом. Цей метод враховує сукупність факторів, що впливають на щільність вузлів зв'язку в телекомунікаційній мережі в майбутньому. Тому це – найточніший метод. Він може бути застосований на практиці з використанням високопродуктивних обчислювальних засобів для розрахунків як для невеликих локальних мереж, так і для глобальних мереж з хорошими результатами проектування. Метод причинного зв'язку є одним з кращих в створенні стрункого математичного методу кількісної оцінки прогнозування. Для короткострокового прогнозування прийнятний лінійний метод, для довгострокового прогнозування – нелінійний.

Експертні методи прогнозування базуються на обробці думок, суджень фахівців – експертів тієї чи іншої галузі знань, які виходять в процесі різного роду спеціалізованих процедур їх збору. Більшість відомих сьогодні експертних методів прогнозування отримали розвиток в зв'язку з потребами вибору оптимальних рішень в рамках конкретних проектів. При цьому потрібно адаптація методів до конкретних завдань прогнозування та програмної роботи. За способом використання інформації, отриманої від фахівців-експертів, існують такі групи експертних методів прогнозування: методи прямих оцінок і методи зі зворотним зв'язком. Відмінність їх полягає в тому, що в першому випадку отримана експертна інформація обробляється і видається безпосередньо у вигляді результату. У другому виді методів результат виходить в процесі декількох наближень, причому при кожному кроці здійснюється вплив на експертів результатами обробки попереднього, тобто здійснюється зворотний зв'язок з експертами. З огляду на безперервне зростання і ускладнення завдань, що вирішуються автоматизованими системами управління зв'язку, збільшення продуктивності обчислювальних засобів і зростаючі вимоги до якості обслуговування є зацікавленість у прогнозуванні поведінки телекомунікаційної мережі. Але, через різну природу прогнозу на вимоги послуг телекомунікаційних мереж, навіть кращі методи, розглянуті вище, не можуть повноцінно забезпечити надійні прогнози для необхідних параметрів. Оскільки в даний час існує досить велика кількість методів прогнозування, і кожен з методів, як правило, містить у собі деяку кількість конструкційних параметрів, то необхідно провести порівняння моделей з різних класів за умови оптимальності кожної з них в своєму класі. Для вирішення попередньо необхідно знайти для кожного класу кілька кращих з точки зору обраного критерію моделей. У свою чергу, дана задача призводить до необхідності створення програмного комплексу, який здійснює пошук оптимальних прогнозуючих моделей в деякій множині. Для визначення виду прогнозування в автоматизованій системі управління можна використовувати граф-дерево вибору методу прогнозування, де вказані всі можливі класи моделей прогнозованих параметрів (станів) і відповідні їм методи прогнозування. В даній статті розглянуто дослідження нових та удосконалення існуючих інтелектуальних методів прогнозування продуктивності мережі.

Виходячи з того, що завдання прогнозування є окремим випадком завдання регресії, де існує залежність залежної змінної від незалежних за заданих умов, то варіантом вирішення може бути застосування наступних типів нейронних мереж (НМ): багатошарового перцептронну, радіально-базисної мережі, узагальнено-регресійної мережі, мережі Вольтері та мережі Ельмана [8]. Проведений аналіз застосування НМ при вирішенні завдань прогнозування вказує на доцільність застосування обчислення часових рядів, в основі якої буде покладена нейронна мережа Ельмана, яка представляє собою один з видів рекурентної мережі. Мережа Ельмана складається з багатошарового перцептронну зі зворотним зв'язком. Дана функція дозволяє враховувати попередні дії та накопичувати інформацію для підтримки прийняття управлінського рішення на основі прогнозування часового ряду. Тобто прогнозування часового ряду зводиться до задачі інтерполяції (визначення проміжних значень величини) функції багатьох змінних та вирішення задачі апроксимації (приведення

до спрощеного вигляду) багатовимірної функції, що невід’ємно впливає на якість прогнозування. Мережа Ельмана складається з трьох шарів – вхідного (розподільного) шару, прихованого і вихідного (обробних) шарів. При цьому прихований шар має зворотний зв’язок сам на себе. На рис.1 представлена схема нейронної мережі Ельмана [9, 10].

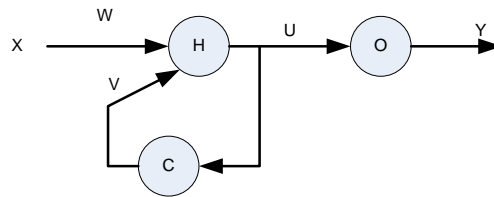


Рис.1 Схема нейронної мережі Ельмана

На відміну від звичайної мережі прямого поширення, вхідний образ рекурентної мережі це не один вектор, а послідовність векторів $\{x(1), x(2), \dots, x(n)\}$ вхідного образу, що подаються на вхід в заданому порядку, при цьому новий стан прихованого шару залежить від його попередніх станів. Мережа Ельмана можна описати наступними співвідношеннями у матричній формі:

$$Y_t = F(U \times F(W \times X_t + V \times C_t)) \quad (1)$$

$$C_t = F(W \times X_{t-1} + V \times C_{t-1}) \quad (2)$$

де: X_t – вхідний сигнал;

Y_t – вихід нейронної мережі;

C_t – стан контексту на ітерації t для входу X ;

W – вагова матриця вхідного шару;

V – вагова матриця зворотного зв'язку прихованого шару;

U – вагова матриця, що з'єднує вихід прихованого шару зі входом вихідного шару;

X_{t-1} – сигнал на попередній ітерації;

C_{t-1} – стан контексту на попередній ітерації;

F – вектор функції активації;

H – прихований шар нейронів, де кожний вхід X з'єднаний з кожним нейроном прихованого шару;

O – вихідний шар нейронів.

Для навчання мережі Ельмана застосовуються ті ж градієнтні методи [10], що і для звичайних мереж прямого поширення. Вона обчислюється за допомогою модифікованого методу зворотного поширення, який носить назву – метод зворотного поширення з розгортанням мережі в часі [11]. Як і в методі зворотного поширення для мереж прямого поширення, процес обчислення градієнта (зміни ваг) відбувається в три етапи:

1. Прямий прохід – обчислюємо стан шарів;

2. Зворотний прохід – обчислюємо помилку шарів;

3. Обчислення зміни ваг, на основі даних отриманих на першому і другому етапах.

Постановка задачі наукового дослідження. Моніторинг та прогнозування стану телекомунікаційної мережі передбачає вивчення цілої групи питань стосовно інфраструктури мережі (маршрутизатори, комутатори), структури трафіку, навантаження мережі, її конфігурації, забезпечення безпеки, якості обслуговування тощо. Всі ці складові прямо або опосередковано впливають на продуктивність мережі, яка визначається стратегією управління мережею. Мережу можна розглядати як множину її елементів: інформаційних напрямків $\{a-b, \dots, j\}$, маршрутів $\{M\}$, вузлів $\{V\}$, каналів $\{K\}$, характеристик якості обслуговування $\{Q\}$. Тому, в якості входу НМ будемо мати сукупність параметрів напрямків мережі у вигляді вхідного сигналу $X(t) = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\}$, де x_1 – тип трафіку (мова, відео, передача даних), що передається; x_2 – об'єм службового трафіку між вузлами; x_3 – пропускна спроможність інформаційного напрямку; x_4 – затримка пакетів в інформаційному напрямку; x_5 – значення джитеру на інформаційному напрямку; x_6 – якість маршрутів між вузлами; x_7 – кількість пакетів з помилками (*IPER*); x_8 – кількість пакетів, що

загублено (*IPLR*). Вхідний сигнал є інформацією моніторингу від елементів телекомунікаційної мережі на НМ. Для її обробки зазвичай використовують нечітку модель [12, 13, 14]. Тоді управління мережею можна представити у вигляді $U = \{U^{a-b}\}$, де $\{a-b\}$ – інформаційний напрямок $a-b$, який складається з кінцевих вузлів a та b (відправник та адресат), а також множини вузлів, які формують канали передачі між a та b . У цьому випадку, з точки зору мережевої оптимізації, управління інформаційним напрямком буде виглядати наступним чином:

$$U^{(a-b)*} = \arg \max_{U^{a-b}(t) \in \Omega} S_M(V_{\text{ст}}, H^{a-b}, C_{\text{марш}}^{a-b}, Q^{\xi(a-b)}, U_{\text{упр}}), \quad (3)$$

де S_M – продуктивність мережі;

$V_{\text{ст}}$ – об'єм службового трафіку між вузлами;

$X^{a-b} = \{x_i(t)\}, i = \overline{1, I}$ – параметри стану інформаційного напрямку $a-b$;

H^{a-b} – навантаження на інформаційному напрямку $a-b$;

$C_{\text{марш}}^{a-b}$ – множина проміжних маршрутів, які формують канал передачі даних між $a-b$;

$Q^{\xi(a-b)}$ – якість обслуговування за типами трафіку каналу передачі даних між $a-b$;

$U_{\text{упр}}$ – алгоритми управління, при обмеженні на ресурси мережі та вимоги до якості обслуговування ζ -го типу трафіку:

$$\Omega = \{H^{a-b} \leq H_{\text{гран}}, M \leq M_{\text{доп}}, S_M \leq S_{\text{доп}}, t_3^{\xi} \leq t_{3\text{max}}^{\xi}, Q^{\xi} \leq Q_{\text{доп}}^{\xi}, g^{a-b} \leq g_{\text{доп}}^{a-b}\}$$

де $H_{\text{гран}}$ – граничне значення навантаження мережі;

$M_{\text{доп}}$ – множина допустимих маршрутів передачі даних;

$S_{\text{доп}}$ – допустима продуктивність мережі;

$t_{3\text{max}}^{\xi}$ – максимально допустимий час затримки пакетів ζ -го типу трафіку;

$Q_{\text{доп}}^{\xi}$ – допустима якість обслуговування пакетів ζ -го типу трафіку;

$g_{\text{доп}}^{a-b}$ – допустиме значення джитера інформаційного напрямку $a-b$.

Запропонована модель моніторингу управління телекомунікаційною мережею визначає перелік параметрів стану інформаційного напрямку, по яким потрібно здійснювати прогнозування. Виходом нейронної мережі $Y(t)$ є вихідний нейрон (суматор), який обраховує відповідність виявлених нейронами значень відхилень нейрону нормального стану – значення продуктивності мережі S_M , яка буде залежати від множини складових (див. вираз 3). Це відхилення буде характеризувати швидкість зміни продуктивності мережі в часі, завдяки чому адміністратор мережі може реагувати на критичні ситуації. Цей вихідний сигнал також буде оброблено методами нечітких множин [12, 13, 14], а його значення буде приймати чіткий вигляд.

Необхідно: спрогнозувати продуктивність інформаційних напрямків телекомунікаційної мережі.

Суть методу полягає у вирішенні прогнозованого значення продуктивності телекомунікаційної мережі, яка обчислюється за параметрами інформаційного напрямку, з метою задоволення вимог мережевої оптимізації та якості обслуговування пакетів різного типу.

Архітектура рекурентної нейронної мережі, яка прогнозує стан телекомунікаційної мережі. Архітектура модифікованої рекурентної нейронної мережі Ельмана наведена на рис. 2. Використання її передбачає, що процес прогнозування імітується вихідним сигналом деякою нелінійною динамічною системою, яка залежить від множини факторів, у тому числі від минулих станів системи. Ельман запропонував ввести в мережу додатковий шар зворотного зв'язку, що називається контекстним або шаром станів. Цей шар отримує сигнали з виходу прихованого шару і через елементи затримки C подає їх на попередній – вхідний, зберігаючи таким чином оброблювану інформацію з попередніх тактів всередині мережі [9]. Розглядаючи прогнозування перевантаження маршрутів в мережі зазвичай застосовують стандартні нейрони з активаційними функціями, елементи

затримки C та блоки фазифікації, призначені для перетворення вхідних порядкових і номінальних змінних, що характеризують вплив мережі, в кількісну форму.

На рис 2 показана мережа з декількома входами мережі Ельмана, де число нейронів у шарі введення m і прихований шар n та q і один вихідний блок. Нехай x_{it} ($i=1,2,\dots,m$) позначають набір вхідних векторів нейронів в момент часу t , y_{t+1} позначає вихід мережі в момент часу $t+1$, u_{jt} ($j=1,2,\dots,n$) позначають вихід нейронів прихованого шару в часі t та c_{jt} ($j=1,2,\dots,n$) й q_{jt} ($j=1,2,\dots,n$) позначають нейрони рекурентного шару; w_{ij} – ваги, який з'єднує вузол i у вхідному шарі нейронів до вузла j прихованому шарі. v_j та q_j – ваги які з'єднують вузол j в нейронах прихованого шару з вузлом в рекурентному шарі.

Прихований шар виглядає наступним чином – входи всіх нейронів у прихованому шарі дає мережа:

$$NET_{ji}(k) = \sum_{i=1}^m w_{ij}x_{it}(k-1) + \sum_{j=1}^n v_{ij}c_{it}(k) + \sum_{g=1}^l q_{ij}s_{it}(k) \quad (4)$$

де $c_{ji}(k) = u_{jt}(k-1)$, $i=1,2,\dots,n$, $j=1,2,\dots,m$; $q_{ji}(k) = c_{jt}(k-1)$, $i=1,2,\dots,n$, $j=1,2,\dots,m$.

Виходи прихованих нейронів отримуємо з виразу:

$$u_{ji}(k) = f_H \left(\sum_{i=1}^m w_{ij}x_{it}(k) + \sum_{j=1}^n v_{ij}c_{it}(k) + \sum_{g=1}^l q_{ij}s_{it}(k) \right) \quad (5)$$

де сигмоїдальна функція в прихованому шарі обрана як функція активації: $f_H(x) = 1/(1+e^{-x})$
Вихідний сигнал прихованого шару визначається наступним чином:

$$y_{t+1}(k) = f_T \left(\sum_{j=1}^r z_j u_{jt}(k) \right) \quad (6)$$

де $f_T(x)$ – відображення як функція активації нейрона.

Алгоритм мережі Ельмана зі стохастичною ефективністю часу. Алгоритм зворотного поширення є контрольований алгоритм навчання, який мінімізує глобальну помилку E з використанням методу градієнтного спуску [15]. Для моделі стохастичної ефективністю часу мережі Ельмана, ми припускаємо, що отримана помилка виходу $\varepsilon_{e_n} = d_{t_n} - y_{t_n}$ та помилка вибірки n визначається як:

$$E(t_n) = 0,5\varphi(t_n)(d_{t_n} - y_{t_n})^2 \quad (7)$$

де t_n – час відгуку (вибірки) n ($n=1,2,\dots,N$), d_{t_n} – фактичне значення, y_{t_n} – вихід в момент часу t_n , а $\varphi(t_n)$ – ефективна функція стохастичного часу. Визначимо $\varphi(t_n)$ таким чином:

$$\varphi(t_n) = \frac{1}{\beta} \exp \left\{ \int_{t_0}^{t_n} \mu(t) dt + \int_{t_0}^{t_n} \sigma(t) dB(t) \right\} \quad (8)$$

ефективна функція часу даних зглядається як функція змінної часу. Потім відповідна помилка всіх даних в кожній мережі проходить повторне навчання та визначається як:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(t_n) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \varphi(t_n) \cdot (d_{t_n} - y_{t_n})^2 \quad (9)$$

Основним завданням алгоритму навчання є мінімізація значення функції стану мережі E до тих пір, поки воно не досягне заданого мінімального значення ξ шляхом повторного

навчання. При кожному повторенні, висновок розраховується і виходить глобальна помилка. Градієнт функції стану мережі визначається $\Delta E = \partial E / \partial W$.

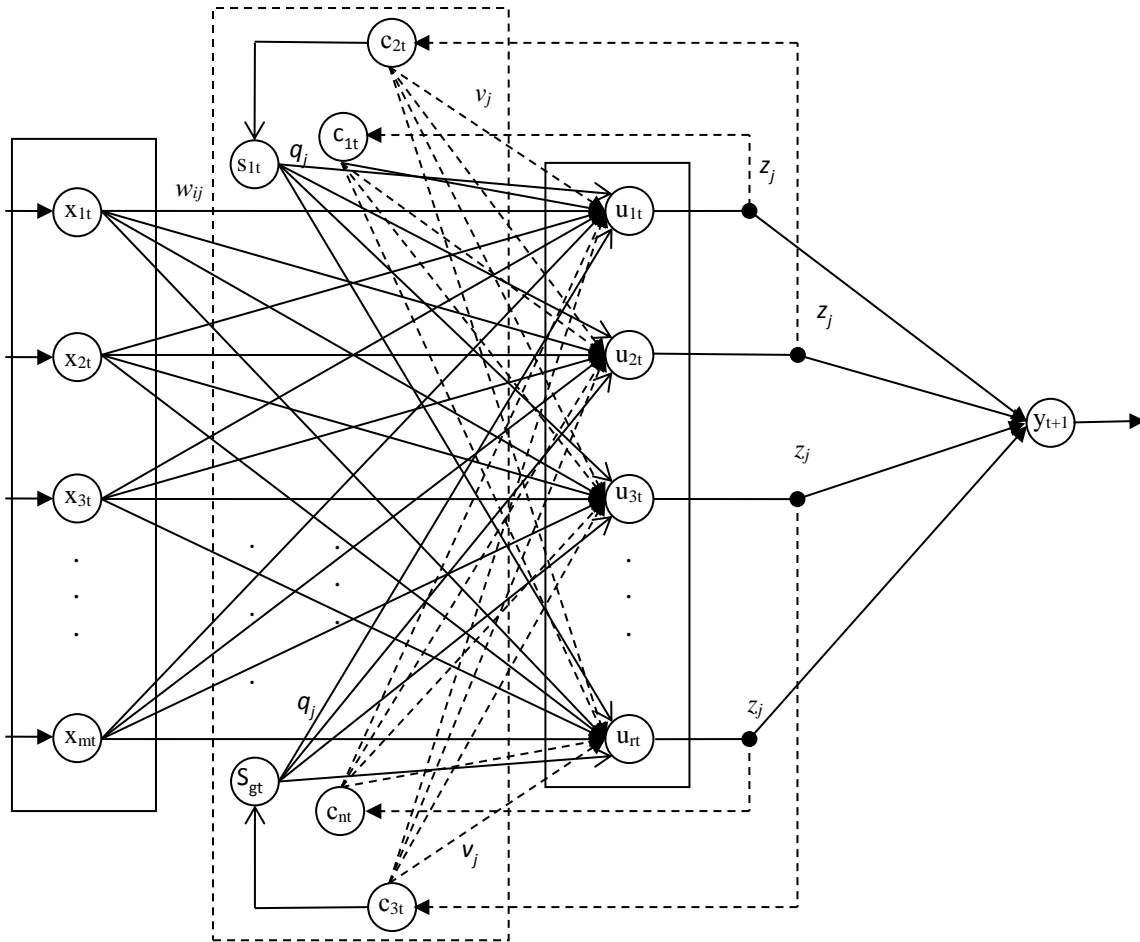


Рис. 2 Мережа Ельмана для прогнозування перевантаження маршрутів

Для вузлів у вхідному шарі градієнт з'єднувальної ваги w_{ij} задається формулою:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E(t_n)}{\partial \omega_{ij}} = \eta \varepsilon_{t_n} z_j \varphi(t_n) f'_H(NE T_{j t_n}) x_{i t_n} \quad (10)$$

для вузлів в рекурентному шарі, градієнт з'єднування ваг задається формулою:

$$\Delta v_j = -\eta \frac{\partial E(t_n)}{\partial v_{ij}} = \eta \varepsilon_{t_n} z_j \varphi(t_n) f'_H(NE T_{j t_n}) c_{i t_n}, \quad (11)$$

$$\Delta q_j = -\eta \frac{\partial E(t_n)}{\partial q_{ij}} = \eta \varepsilon_{t_n} q_j \varphi(t_n) f'_H(NE T_{j t_n}) q_{i t_n},$$

для вузлів ваги в прихованому шарі – градієнт з'єднування ваг v_j задається формулою:

$$\Delta z_j = -\eta \frac{\partial E(t_n)}{\partial z_j} = \eta \varepsilon_{t_n} z_j \varphi(t_n) f'_H(NE T_{j t_n}), \quad (12)$$

де η – швидкість навчання $f'_H(NE T_{j t_n})$, є похідною функції активації. Тому правила

оновлення для ваг w_{ij} , v_j , q_j та z_j задаються формулами:

$$w_{ij}^{k+1} = w_{ij}^k + \Delta w_{ij}^k \quad (13)$$

$$v_j^{k+1} = v_j^k + \Delta v_j^k \quad (14)$$

$$q_j^{k+1} = q_j^k + \Delta q_j^k \quad (15)$$

$$z_j^{k+1} = z_j^k + \Delta z_j^k \quad (16)$$

Нейронна мережа Ельмана повинна змінювати ваги, щоб мінімізувати помилку між передбаченням мережі та мети передбачення.

Алгоритм навчання НМ має на увазі наступні кроки:

Крок 1. Нормалізація вхідних даних. У нейронній мережі Ельмана, обираємо 15 параметрів в якості вхідних значень у вхідному шарі. Потім визначаємо параметри мережі, такі як швидкість навчання η , яка знаходиться між 0 і 1, максимальна кількість ітерацій і початкові ваги.

Крок 2. При початку обробки даних, сполучні ваги w_{ij} , v_j , q_j та z_j слідує рівномірному розподілу $(-1, 1)$.

Крок 3. Вводимо стохастичну ефективну по часу функцію $\varphi(t)$ в функцію помилки E . Обираємо функцію дрейфу $\mu(t)$ і функцію статичного показника, що характеризує тенденцію зміни стану мережі $\partial(t)$.

Крок 4. Встановимо задану мінімальну похибку ξ . Виходячи з мети навчання мережі:

$$E = (1/N) \sum_{n=1}^N E(t_n) \quad (17)$$

якщо значення E менше заданої мінімальної похибки переходимо на 5-й крок, якщо більше переходимо на 6-й крок.

Крок 5. Змінюємо сполучні ваги: обчислюємо градієнт з'єднувальних ваг $w_{ij}, \Delta w_{ij}, v_j, \Delta v_j, q_j, \Delta q_j, z_j, \Delta z_j$. Потім змінюємо ваги з рівня на попередній шар $w_{ij}^{k+1}, v_j^{k+1}, q_j^{k+1}, \Delta z_j^{k+1}$.

При прогнозуванні продуктивності маршрутів передачі даних в мережі, може виникати проблема так званих „мертвих нейронів”. Одне з обмежень будь-якого конкуруючого шару полягає в тому, що деякі нейрони можуть бути не задіяні. Тобто, нейрони, що мають початкові вагові вектори, значно віддалені від векторів входу і ніколи не виграють конкуренції, незалежно від строку навчання. Як наслідок, такі вектори не використовуються при навчанні та відповідні нейрони ніколи не перемагають (мертві). Тому з метою надання можливості перемогти іншим нейронів, в алгоритмі навчання передбачена можливість втрати "нейроном-переможцем" своєї активності. З цією метою проводиться облік активності нейронів на основі підрахунку потенціалу кожного нейрона у процесі прогнозування продуктивності маршрутів передачі даних і навчання нейрона. Насамперед нейронам шару надається потенціал $p_i(0) = \frac{1}{c}$, де c – кількість нейронів (кластерів). Потім аналізують:

– 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.

На k -му циклі навчання потенціал обчислюється за правилом:

$$p_i(k) = \begin{cases} p_i(k-1) + \frac{1}{c}, & i \neq j \\ p_i(k-1) - p_{\min}, & i = j \end{cases}, \quad (18)$$

де j – номер „нейрона-переможця”.

Після надання рівних можливостей для перемоги нейронів та підрахунку похибки нейронний елемент переможець з номером k визначатиметься:

$$d_k = \min_j d_j. \quad (19)$$

Нейрони цього шару являють собою множини, які використовуються у наслідок відповідних правил. Вихідним значенням шару буде сукупна потужність визначених (переможних) параметрів на основі значень.

Крок 6. Виводимо значення прогнозування:

$$y_{t+1} = f_T \left(\sum_{j=1}^m v_j f_H \left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_{it} + \sum_{j=1}^n c_j z_{jt} + \sum_{j=1}^g q_j s_{jt} \right) \right) \quad (20)$$

Проведений аналіз показав, що для визначення оцінки ефективності методів прогнозування часових рядів доцільно використовувати метод найменших квадратів [14, 15].

Суть його полягає в знаходженні таких коефіцієнтів лінійної та прямої залежності, при яких сума квадратів відхилень експериментальних даних від знайдених буде найменшою. Метод дозволяє обчислювати лінійне значення часового ряду описаного рівнянням прямої $y_t = ax_t + b$, де a, b – невідомі параметри моделі часового ряду, y_t, x_t – значення тимчасового ряду. Параметри обчислюються за формулою:

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2}, b = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - a \sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (21)$$

де n – кількість даних.

Для оцінки ефективності запропонованого методу прогнозування слід використовувати методи оцінки якості прогнозу. Середнє значення помилки прогнозу щодо реальних даних для однієї точки обчислюється за формулою:

$$APE_k = \left| \frac{y_k - \tilde{y}_k}{y_k} \right| \cdot 100\% \quad (22)$$

для періоду прогнозу:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{y_k - \tilde{y}_k}{y_k} \right| \cdot 100\% \quad (23)$$

де n – довжина періоду, y_k – реальні дані, \tilde{y}_k – дані прогнозу.

Висновок. У статті представлено модель моніторингу та метод прогнозування продуктивності маршрутів передачі даних в телекомунікаційній мережі, якій побудовано на модифікованій рекурентній нейронній мережі Ельмана з використанням двох нейронів у шарі зворотного зв'язку. На відміну від існуючих методів прогнозування в розробленому методі були враховані особливості мережі на основі підрахунку потенціалу нейронів мережі. Даний метод дозволяє підвищити точність та швидкість прогнозування продуктивності маршрутів у мережі за рахунок збільшення пропускну здатності мережі та зменшення обчислювальної складності нейронної мережі. Розглянуто роботу алгоритму мережі Ельмана зі стохастичною ефективністю часу, що мінімізує значення функції стану мережі до тих пір, поки воно не досягне заданого мінімального значення шляхом повторного навчання. Тобто, нейронна мережа Ельмана буде змінювати ваги, щоб мінімізувати помилку між передбаченням мережі та мети передбачення. Розглянуто проблему так званих „мертвих нейронів”, де проводиться облік активності нейронів на основі підрахунку потенціалу кожного нейрона у процесі прогнозування продуктивності маршрутів передачі даних і навчання нейрона. Показано, що для визначення оцінки ефективності методів прогнозування часових рядів доцільно використовувати метод найменших квадратів. Проведена оцінка якості прогнозу при запропонованому методі прогнозування. Подальші дослідження будуть направлено на розробку методів підтримки прийняття рішень методів прогнозування стану

телекомунікаційної мережі з вибором методу прогнозування, де вказані всі можливі класи моделей прогнозованих параметрів (станів) і відповідні їм методи прогнозування.

Адаптувавши розроблений метод прогнозування продуктивності маршрутів передачі даних в телекомунікаційній мережі, його можна застосувати до прогнозу стану комп'ютерної мережі, прогнозування економічних процесів та в інших областях застосування, де можна відокремити фактори, що впливають на систему.

ЛІТЕРАТУРА

1. Awan Z. K., Khan A., Iftikhar A. Hybrid Neural Networks: from Application Point of View. LAP Lambert Academic Publishing, 2012.
2. Chen Y., Kak S., Wang L. Hybrid neural network architecture for on-line learning // Intelligent Information Management. 2010. Vol. 2. P. 253 – 261.
3. Wan L., Zhu L., Fergus R. A Hybrid neural network-latent topic model // Proc. of the 15th Intern. Conf. on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS). La Palma, Canary Islands, 2012. Vol. 22. P. 1287 – 1294.
4. Дуравкін Є.В. Моніторинг і прогнозування стану мультисервісної мережі на базі нейронної мережі/ Є.В. Дуравкін // Системи озброєння і військова техніка, 2011, № 3(27). С. 33 – 36.
5. Саенко И. Б. Мониторинг и прогнозирование состояния компьютерных сетей на основе применения гибридных нейронных сетей/ И.Б. Саенко, Ф.А. Скорик, И.В. Котенко // Изв. вузов. Приборостроение. 2016. Т. 59, № 10. С. 795 – 800.
6. Леохин Ю.Л. Применение биометрических технологий для прогнозирования состояний компьютерных сетей/ Ю.Л. Леохин, Р.С. Зубков// Приборы, методы и технологии. Качество инновации образование. 2012. № 7. С. 68 – 73.
7. 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.
8. Солдатова О.П. Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования/ Солдатова О.П., Семенов В.В. // Электронный научный журнал „Исследовано в России”. – 2006. – Т.9. – С. 1270 – 1276.
9. Elman J.L. Finding Structure in Time // Cognitive science 14. –1990. – P. 179 – 211.
10. Борисов Е.С. О рекуррентных нейронных сетях. – URL: <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-rnn.html>. 29 марта 2017 г.
11. Werbos P. Backpropagation through time: what it does and how to do it. – Proc. IEEE. – 1990. – № 78(10) – P. 1550 – 1560.
12. Кузьмин В.В. Классификация и идентификация трафика в мультисервисной сети оператора святы / В.В. Кузьмин. – М.: Электронный научный журнал „Современные проблемы науки и образования”. – 2014. – № 5.
13. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации/. А.П. Ротштейн – Винница, „Універсум-Вінниця”, 1999. – 320 с.
14. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.: ил.
15. Надригайло Т.Ж. Аналіз нейронних алгоритмів / Надригайло Т.Ж., Молчанова К.А. // Науковий журнал „Математичне моделювання” ДДТУ. – 2011. – № 2 (25). – С. 46 – 51.
16. Будько М.Б. Малоизвестные возможности базовых средств мониторинга вычислительных сетей / Будько М.Б., Соколов А.С. // Научно-технический вестник Поволжья № 3 – Казань,. – 2011, С. – 87 – 92.
17. Соколов А.С. Моделирование сегмента вычислительной сети и выявление проблемных участков в процессе мониторинга // Научно-практический журнал „Прикладная информатика” № 3 – Москва,. – 2011, С.– 116 – 120.