



Хлапонін Ю. І.,
Жиров Г. Б.,
Нікітчин О. М.

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В СТАТИСТИЧНІЙ СИСТЕМІ АНАЛІЗУ І МОНІТОРИНГУ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖ

Розроблено перспективний підхід до організації обробки неявних форм подання знань, який базується на застосуванні технологій нейромережових структур. Доведена можливість успішного використання нейронних мереж та їх аналогових моделей, для вирішення задачі апроксимації неперервних функцій багатьох змінних та прогнозу процесів, які відбуваються у телекомунікаційних мережах протягом часу.

Ключові слова: інформаційно-телекомунікаційна мережа, інтелектуальні технології, нейрон, нейронна мережа, трафік.

1. Вступ

В останні роки істотно підвищився інтерес до дослідження застосування прикладних інтелектуальних технологій, їхній розробці й впровадженню в промислову й непромислову сфери. На сьогодні можна говорити про становлення нового наукового напрямку — теорії інтелектуального управління складними розподіленими інфокомунікаційними мережами. У даний час фундаментальні й прикладні роботи зі створення інтелектуальних систем управління активно проводяться в багатьох галузях техніки. Цьому сприяв тривалий період теоретичних досліджень в області теорії штучного інтелекту, ситуаційного управління й імітаційного моделювання.

У наші дні управління на основі аналізу зовнішніх ситуацій (подій) залишається однією із ключових ідей інтелектуального управління. Інтелектуальні системи останнім часом стали досить розповсюдженим комерційним продуктом, що знаходить широкий попит користувачів-фахівців у найрізноманітніших областях інженерно-технічної й науково-технічної сфер діяльності.

У системах управління, що володіють інтелектуальністю в цілому, дана властивість проявляється в таких аспектах, як управління в умовах невизначеності, самонавчання й адаптації. Це складні системи з багаторівневою ієрархічною структурою, здатні до формування рішень, які адекватні до ситуації, що склалася. Як відмічається в [1, 2], вся історія розвитку штучного інтелекту пов'язана в основному зі спробами розробки найбільш сучасних методів і засобів управління в умовах невизначеності.

Один з перспективних підходів до організації обробки неявних форм подання знань пов'язаний із застосуванням технологій нейромережових структур, яка акумулює й відтворює основні функціональні особливості біологічних прототипів. Однією з найважливіших особливостей нейромережових структур є їхня висока швидкодія, що досягає за рахунок паралельності обробки інформації при їхній апаратній реалізації.

2. Об'єкт дослідження та його технологічний аудит

Об'єктом дослідження є процес застосування інтелектуальних технологій на основі нейронної мережі в статистичній системі аналізу і моніторингу телекомунікаційних систем та комп'ютерних мереж.

Концептуальна архітектура будь-якої інтелектуальної системи загальновідома й містить наступні основні блоки:

- база знань із розвиненими механізмами висновку на знаннях;
- інтелектуальний пристрій обробки інформації (який формулює постановку й загальний план рішення завдання);
- системи інформаційної підтримки прийняття рішення, яка формулює конкретний план рішення завдання;
- база даних;
- інтерфейс із користувачем.

Інтелектуальні системи можуть істотно розрізнятися по архітектурі й за функціями, що виконуються, але в них завжди тією чи іншою мірою присутні зазначені блоки [3].

Важливо відзначити, що головна архітектурна особливість, що відрізняє інтелектуальну систему управління (рис. 1) від побудованої по «традиційній» схемі, пов'язана з підключенням механізмів зберігання й обробки знань для реалізації здатностей по виконанню необхідних функцій у неповно заданих (або невизначених) умовах при випадковому характері зовнішніх впливів.

Впровадження інтелектуальних технологій пояснюється тим, що традиційні технології вже не можуть забезпечити підвищення якості управління, оскільки не враховують всіх невизначеностей, що впливають на систему. Удосконалювання відомих алгоритмів адаптивного управління не завжди дає бажаний результат. Це пояснюється як складністю самих алгоритмів, так і труднощами їхньої реалізації з урахуванням умов забезпечення функціональної стійкості систем управління телекомунікаційними мережами.

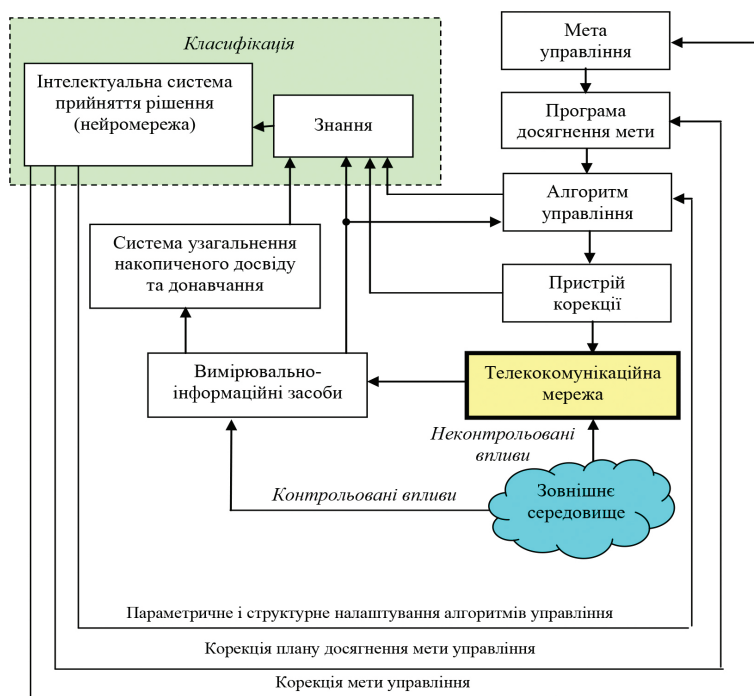


Рис. 1. Узагальнена структура системи інтелектуального управління

3. Мета та задачі дослідження

Метою даної роботи є розробка нових підходів впровадження нейромережевих технологій в статистичній системі аналізу і моніторингу телекомунікаційних мереж (ТКМ).

Для досягнення поставленої мети дослідження необхідно вирішити наступні завдання:

1. Проаналізувати та визначити характеристики для аналізу телекомунікаційних мереж та найбільш інформативний параметр.
2. Розробити процедуру перетворення первинної інформації телекомунікаційної мережі.
3. Визначити особливості статистичного моніторингу телекомунікаційних мереж та найбільш інформативний параметр.
4. Довести можливість використання нейронних мереж для прогнозу процесів, які протікають у телекомунікаційних мережах у часовій області.

4. Аналіз літературних даних

Аналіз експлуатації телекомунікаційних мереж показує, що на даному етапі розвитку забезпечити їх ефективну роботу досить складно. Практика використання гетерогенних телекомунікаційних систем та комп'ютерних мереж пов'язана з недостатньою їх прозорістю, складністю, організаційними обмеженнями і специфікою, що визначає необхідність більш широкого і науково обґрунтованого впровадження статистичних методів їх аналізу і моніторингу на основі відкритої потокової інформації [4–7], особливо при вирішенні складних задач та виникнення надзвичайних ситуацій [8].

Проведений аналіз робіт [9, 10] показує, що для вирішення поставлених завдань доцільно та необхідно застосовувати інтелектуальні технології.

Також, на сьогоднішній час, швидкими темпами розвиваються технології створення нейромережевих струк-

тур [11–13]. Архітектура нейронних мереж дозволяє реалізувати їх із застосуванням технологій надвисокого ступеня інтеграції. Різниця елементів мережі невелика, а їх повторюваність величезна. Це відкриває перспективу створення універсального процесора з однорідною структурою, здатного переробляти різноманітну інформацію і не вимагає обов'язкової наявності програми обробки, достатня тільки постановка задачі.

Таким чином, аналіз опрацьованої літератури дозволяє зробити висновок, що є області застосування нейронних мереж в телекомунікаційних системах, які розкрити не в повному обсязі.

5. Матеріали та методи досліджень

Нейронні мережі являють собою один з найбільш універсальних підходів для побудови правил класифікації і прогнозу [11, 12]. Однак їх основним недоліком є досить складна процедура налаштування архітектури мережі і оцінки її параметрів, які забезпечують прийнятну якість прогнозу (класифікації).

5.1. Структура нейронної мережі. У статистичній системі аналізу телекомунікаційної мережі використовуються мережі з декількома впорядкованими шарами нейронів. При цьому взаємодія між нейронами, що належать до одного і того ж шару, відсутня [12]. Нейрони кожного шару отримують дані (сигнали) від нейронів попереднього шару, обробляють їх і передають результат обробки до наступного шару. Винятком є нейрони вхідного шару. Число нейронів у вхідному шарі дорівнює числу змінних відібраних для вирішення завдання прогнозу або класифікації, так що кожному нейрону відповідає одна з змінних. Таким чином, сигнали, що надходять на вхідний шар, являють собою значення цих змінних.

Сигнали, на виході останнього (вихідного) шару нейронів є результатом роботи нейронної мережі. Тому, якщо нейронну мережу передбачається використовувати для класифікації об'єктів в одну з M груп, то число нейронів у вихідному шарі має дорівнювати M .

5.2. Обробка сигналів нейронами проміжних шарів.

На вхід кожного нейрона будь-якого проміжного шару надходять сигнали від усіх нейронів попереднього шару. Обробка сигналів полягає в тому, що спочатку проводиться зважене підсумовування сигналів, що надійшли. Якщо ця зважена сума перевищує певний поріг, то вихідний сигнал нейрона дорівнює 1, в іншому випадку — 0. Формалізуємо сказане. Нехай $z_{j1}, \dots, z_{jm_{k-1}}$ сигнали, що надійшли на вхід j -го нейрона k шару від n_{k-1} нейронів попереднього шару, а $w_{j1}^{(k)}, \dots, w_{jm_{k-1}}^{(k)}$ ваги, що використані даним нейроном для формування суми:

$$s_k^{(k)} = w_{j1}^{(k)} z_{j1} + \dots + w_{jm_{k-1}}^{(k)} z_{jm_{k-1}}. \quad (1)$$

Нехай $t_j^{(l)}$ — граничне значення. Вихідний сигнал даного нейрона визначається як величина $\theta(s_j^{(k)} - t_j^{(k)})$, де функція стрибка $\theta(x) = 1$, якщо $x > 0$; та 0, якщо $x \leq 0$, тобто якщо $s_j^{(k)} > t_j^{(k)}$.

На практиці функція стрибка $\theta(x)$ замінюється певною функцією. Найбільш часто використовується логістична функція:

$$L(x) = \frac{e^x}{(1 + e^x)}. \quad (2)$$

Оскільки на вхід кожного нейрона в k -му шарі надходять сигнали від усіх нейронів попереднього $(k - 1)$ -го шару, кількість вагових коефіцієнтів і граничних значень для обробки вхідних сигналів усіма нейронами дорівнює $(n_k + 1)n_{k-1}$, де n_k — число нейронів в k -му шарі. Сукупність вагових коефіцієнтів всіх нейронів k -го шару утворює матрицю зв'язку $W^{(k)}$ між k -м та $(k - 1)$ -м шарами.

5.3. Створення нейронної мережі. Для створення нейронної мережі, яку можна було б використовувати для класифікації багатовимірних об'єктів або для передбачення значень незалежної змінної (в разі завдання регресійного аналізу або прогнозу часових рядів), що особливо важливо в разі статистичного аналізу телекомунікаційної мережі, необхідно:

- задати архітектуру мережі, тобто задати кількість шарів і кількість нейронів в кожному з них;
- оцінити вагові коефіцієнти для всіх нейронів мережі (ваги в матрицях зв'язку $W^{(k)}$).

5.4. Архітектура мережі. Нейронна мережа повинна містити як мінімум два шари: вхідний і вихідний. Кількість нейронів у вхідному шарі визначається кількістю використовуваних змінних. Якщо всі змінні — безперервні кількісні, то число нейронів просто дорівнює числу змінних. Якщо ж серед змінних є номінальні, то для кожної такої змінної, наприклад, змінної y , відводиться $(l - 1)$ вхідних нейронів, де l — число градацій (категорій) змінної y в i -му нейроні (з цих $(l - 1)$ нейронів) та присвоюється значення 1, якщо змінна приймає i -е значення, і 0 в іншому випадку.

Отже, кількість нейронів у вхідному шарі однозначно визначено, як тільки обрані активні змінні для вирішення задачі класифікації, регресії або прогнозу.

Кількість нейронів у вихідному шарі визначається типом розв'язуваної задачі, при вирішенні задачі класифікації об'єктів в одну з M груп, вихідний шар містить M нейронів. При вирішенні задачі прогнозу (регресії) кількість нейронів дорівнює числу залежних змінних. Число проміжних шарів і кількості нейронів в кожному з них задається дослідником перед етапом оцінки вагових коефіцієнтів.

5.5. Оцінка вагових коефіцієнтів (навчання). Для оцінки вагових коефіцієнтів в статистичній системі аналізу телекомунікаційної мережі застосовні процедури безумовної оптимізації за методом сполучених градієнтів. Для вирішення проблеми локальних мінімумів використовується генерація деякої кількості стартових точок.

6. Результати досліджень

Розглянемо процедуру первинної обробки значень параметрів телекомунікаційної мережі підприємства.

6.1. Процес збору інформації про роботу телекомунікаційної мережі. Для аналізу мережевого трафіку з червня 2016 року на сервері системи управлінської інформації підприємства системним адміністратором мережі здійснювався збір даних з допомогою протоколу SNMP.

На сервері використовувалися такі технології передачі даних, як: ATM 1/0, Fast Ethernet 1/0, Fast Ethernet 4/0. Дані про функціонування телекомунікаційної мережі реєструвалися за допомогою чотирьохбайтового лічильника з інтервалом 5 хв. Для аналізу були визначені наступні характеристики:

- завантаження каналу на вході і виході (байт);
- число пакетів на вході і виході;
- число помилок в їх реєстрації;
- завантаження процесора (%);
- обсяг вільної пам'яті процесора і системи введення-виведення для маршрутизатора (байт).

Збір та реєстрація параметрів телекомунікаційної мережі здійснювалися протягом тривалого періоду часу за допомогою чотирьохбайтових лічильників, при переповненні лічильників відбувалося їх обнулення (або скидання), це призводило до пилкоподібності в поданні значень параметрів телекомунікаційної мережі і не дозволяло безпосередньо використовувати відомі методи статистичної обробки інформації. В табл. 1 представлений фрагмент отриманих первинних значень для різних телекомунікаційних технологій.

Таблиця 1

Фрагмент первинних значень різних телекомунікаційних технологій

Час, с	Завантаження каналу інтерфейсу в байтах		
	ATM 1/0	Fast Ethernet 0/0	Fast Ethernet 4/0
972679200	0	0	0
972679500	2295814400	1591956794	4292426841
972679800	2845509618	1847131537	23553383
972680100	3362825219	2065629362	56449704
972680400	3861342029	2248183765	92505895
972680700	44955162	2454219679	127426756
972681000	504745715	2603268793	160571793
972681300	991229953	2768885858	191229552
972681600	1467868509	2943932422	221035042
972681900	1934793959	3118191498	252665332
972682200	2405304536	3277795544	283981824
972682500	2866122697	3445428635	316374364
972682800	3351797421	3634525866	351033268
972683100	3796589541	3820092939	387842305

6.2. Процедура перетворення первинної інформації в випадкову послідовність. Дана процедура передбачає аналіз безпосередньо первинної інформації «накопичувального» типу. Випадковою величиною, в даному випадку, є момент «обнулення». Для нормальних періодів роботи мережі можна розглядати також число «обнулень» n_k для k -го періоду часу T_k або ж частоту «обнулень». В цьому випадку характеристиками випадкової послідовності є функції розподілу або ж їх числові характеристики. Першим кроком моніторингу є візуалізація даних — графічне відображення реєстрації інформації в процесі надходження, де P — показання лічильника, в байтах (або кількість пакетів); t — час реєстрації інформації, що показано на рис. 2, 3.

З наведених графіків на рис. 2, 3 видно, що інтенсивність накопичення інформації в досліджуваних системах сильно різниться і, отже, при подальшій обробці і усередненні даних, періоди часу T_k , які обрані для обчислення статистичних характеристик, повинні відповідати спостережуваним інтенсивностям. Так, для аналізу

завантаження каналу інтерфейсу ATM 1/0 доцільно, як період T_k вибрати змінну, рівну 6 ч., а для завантаження каналу інтерфейсу Fast Ethernet 4/0 – весь період часу T , що дорівнює 17 діб.

Наступним кроком є перетворення вихідної інформації з кількості байтів (пакетів) в частоти скидання або «обнулення» лічильника за певні періоди часу. Для зручності була введена нова змінна – $P_i(t_j)$, де i – номер характеристики, що спостерігається, обраної для порівняння профілів телекомунікаційних мереж.

За даними стовпчика $P_i(t_j)$ формується стовпець $P'_i(t_j)$ відповідно до наступної формули:

$$P'_i(t_j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } P_i(t_j) < P_i(t_{j-1}), \\ 0, & \text{в іншому випадку.} \end{cases} \quad (3)$$

Сума елементів стовпця $P'_i(t_j)$, що складається з 0 і 1, дає число «обнулень» лічильника за весь часовий період T , а аналіз розподілу одиниць на осі часу дозволяє встановити чисельні оцінки їх розподілу на визначених часових інтервалах T_k . Для моніторингу розподілу моментів скидання лічильника змінної $P_i(t_j)$ по ряду $P'_i(t_j)$ формується нова таблиця, елементи якої

фіксують момент реєстрації «одиниці» і інтервал часу t_k між сусідніми скидами.

За допомогою описаної вище процедури перетворення даних з накопичувального типу в випадкову послідовність були отримані інші характеристики мережевого трафіку: завантаження каналів за рівнями протоколів (інтерфейсів) Fast Ethernet 1/0, IP протокол, TCP протокол, а також деревоподібна структура (рис. 4) протоколів з приблизним процентним співвідношенням в загальній частині трафіку (кількість пакетів, кількість байт).

На основі отриманих результатів були визначені особливості статистичного моніторингу телекомунікаційної мережі:

- нестационарність;
- неоднорідність;
- періодичність (нерівномірність завантаження каналів);
- складна форма періодичного сигналу;
- форми сигналів ближче до трапецієподібних з явно вираженим «плато» в області максимальних завантажень;
- кількість шумів більше при максимальних завантаженнях.

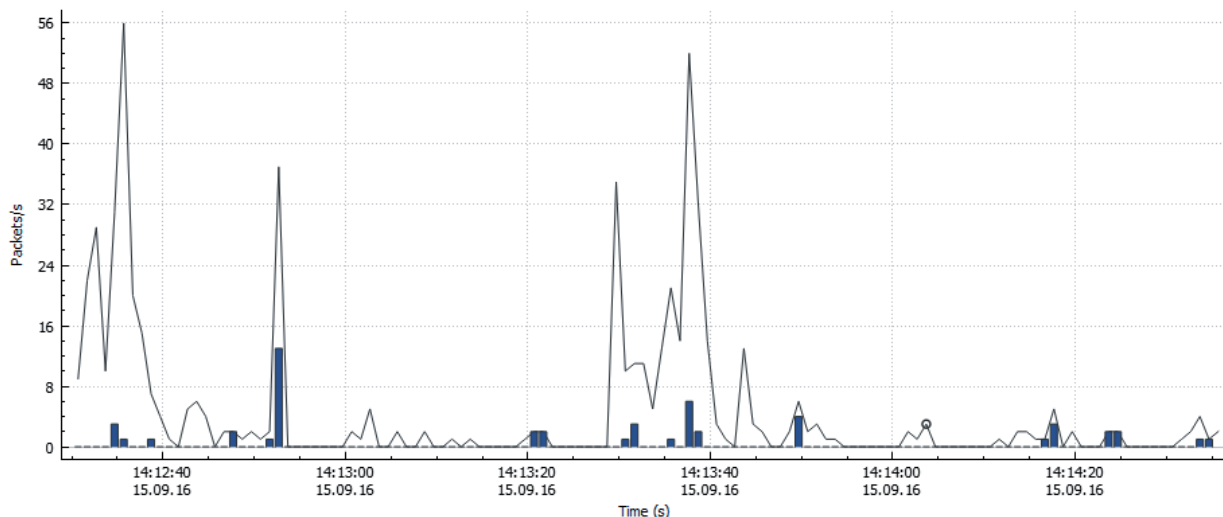


Рис. 2. Залежність завантаження каналу (packets/s) від часу (time(s)) між компонентами системи DocFlow

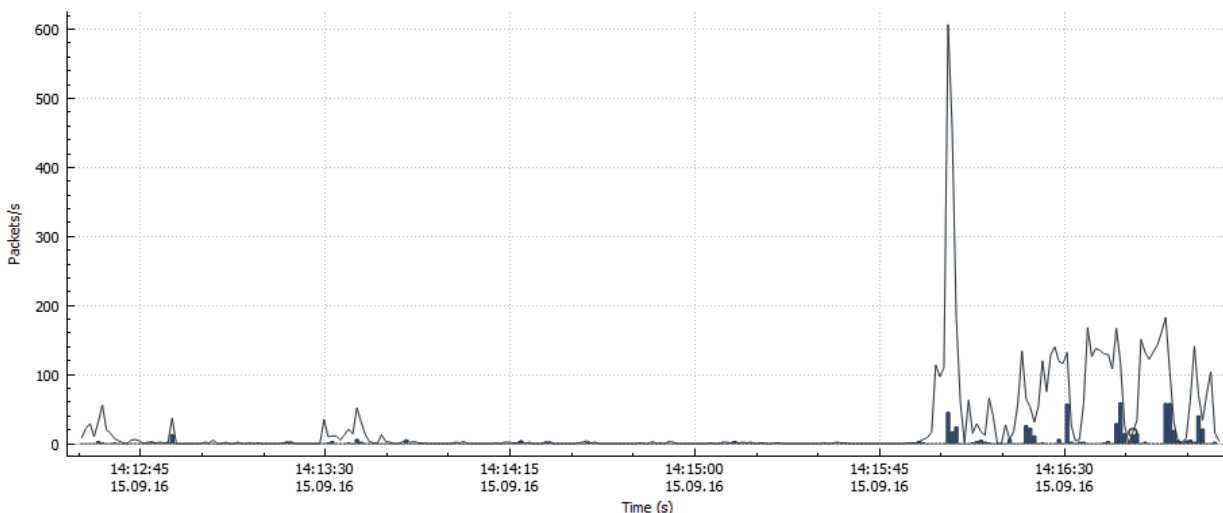


Рис. 3. Залежність завантаження каналу (packets/s) від часу (time(s)) між компонентами системи SAP ERP

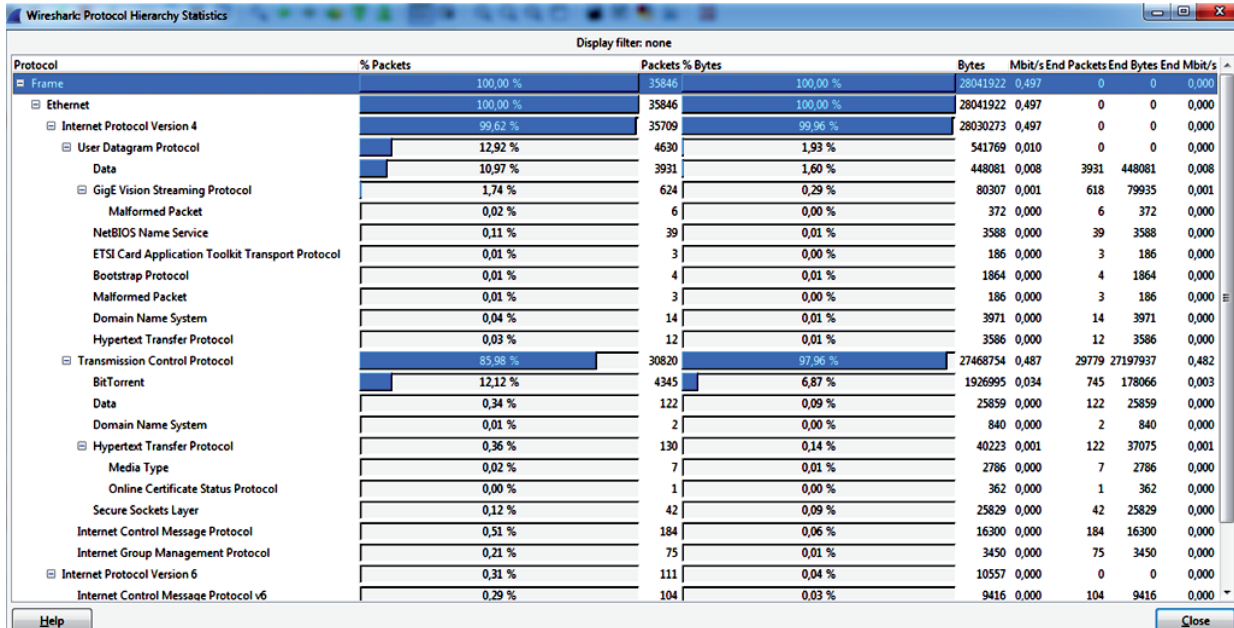


Рис. 4. Деревоподібна структура протоколів з приблизним процентним співвідношенням в загальній частці трафіку

З вищевказаних характеристик телекомунікаційної мережі особливо можна виділити найбільш інформативний параметр — завантаження каналу. Завантаження каналів безпосередньо впливає на стабільність і надійність каналів зв'язку та відповідно, на якість функціонування ТКМ.

Розроблені процедури дозволяють більш детально розглянути і проаналізувати динаміку зміни інформаційних потоків, циркулюючих в мережах, і визначити характерні особливості випадкових послідовностей.

6.3. Розробка схеми штучної нейронної мережі для паралельного прогнозування завантаження каналу та її аналіз у середовищі NIMultisim. На наступному етапі роботи було реалізовано паралельне прогнозування параметрів мережі. Для цього, у вхідному шарі перцептрона, в якому знаходиться 3 нейрони, на які подається значення кожної з координат x_i та відповідні значення вагових коефіцієнтів. На виході такої мережі отримують координату x_4 .

Для того, щоб реалізувати прогнозування більш ніж однієї точки відліку завантаження мережі було використано схему наведену на рис. 5.

У схемі на вхід ієрархічного блоку НВ33 в якості координат подаються значення ($x_2, x_3, НВ21_{out}$). Тобто відбувається прогнозування координати наступної точки,

використовуючи вже отриманий результат. Таким чином, можна отримати будь-яку кількість точок. Але, враховуючи те, що результати прогнозування не є абсолютно достовірними, з кожним наступним обрахунком буде накопичуватись похибка, яка, в кінці кінців призведе до неправильних результатів.

Для перевірки роботи схеми, на вхід нейронної мережі в якості 3-х координат було подано певні напруги, а також були виміряні напруги на виході кожного з ієрархічних блоків. Для тестування схеми вибиралось завантаження каналу інтерфейсу АТМ 1/0, де воно тільки починало зростати і де вже починало падати в залежності від сезонності та тренду.

Після статистичної обробки отриманих значень, були побудовані графіки залежності на початку завантаження каналу від часу та графік залежності завантаження каналу від часу, коли воно починає падати (рис. 6, а, б).

З аналізу отриманих графіків (рис. 6, а, б) видно, що кожна наступна координата рахується з більшою похибкою, ніж попередня, що пояснюється систематичним накопиченням похибки обрахунку окремої координати. Також, на ділянці, де завантаження каналу починає падати, для координати у спостерігається більша похибка ніж на тій ділянці, де завантаження каналу починає наростати.

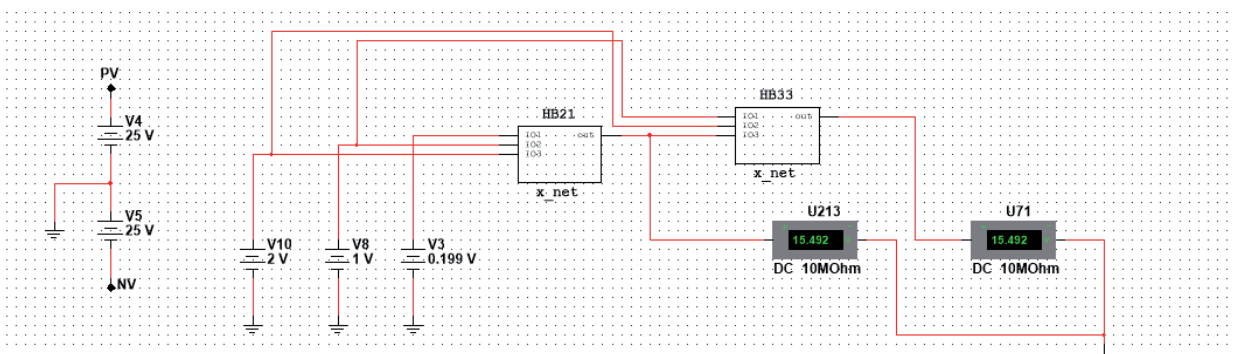


Рис. 5. Схема для паралельного прогнозування

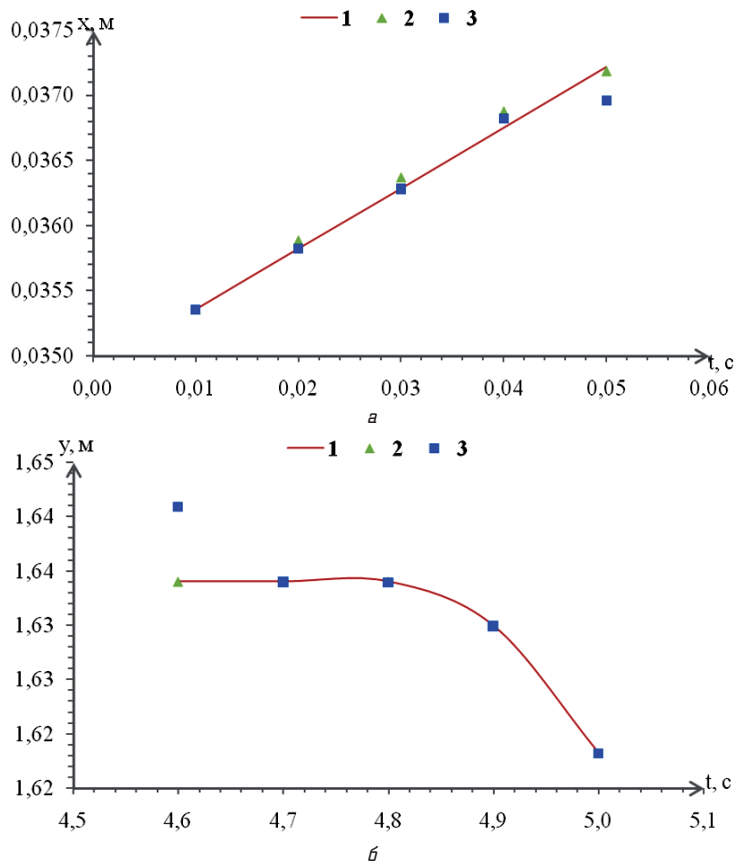


Рис. 6. Залежність завантаження каналу: а — на початку; б — коли воно починає падати; 1 — отриманий аналітично; 2 — за допомогою математичного виразу; 3 — під час аналогового моделювання

Це може свідчити про те, що на різних ділянках траєкторії для координати у потрібно задавати інші вагові коефіцієнти, тобто потрібно знову навчати нейронну мережу.

7. SWOT-аналіз результатів дослідження

Strengths. Серед сильних сторін даного дослідження необхідно відзначити те, що показано можливість застосування нейронної мережі у статистичній системі аналізу параметрів телекомунікаційної мережі.

Weaknesses. Слабкі сторони даного дослідження пов'язані з тим, що процедура налаштування архітектури мережі і оцінки її параметрів, які забезпечують прийнятну якість прогнозу (класифікації), є досить складною.

Opportunities. Додаткові можливості, що забезпечують досягнення мети дослідження, криються в тому, що нейронні мережі та їхні аналогові моделі можуть бути успішно використані для вирішення задачі апроксимації неперервних функцій багатьох змінних та прогнозу процесів у часі.

Threats. Складнощі у впровадженні отриманих результатів дослідження пов'язані з тим, що на сьогодні майже завжди моделювання нейронних мереж проводиться на цифрових обчислювальних машинах архітектурою Неймана. Це має велику кількість переваг: надзвичайну універсальність, велику точність (а отже передбачуваність алгоритму), стабільність та багато інших. Але за всі ці переваги доводиться платити дуже малою швидкістю та продуктивністю.

З іншого боку сучасні операційні підсилювачі можуть працювати на частоті у кілька гігагерц. Максимальна частота обрахунку функції операційним підсилювачем у декілька разів менша за його граничну частоту. Якщо кількість зв'язків модельного нейрона збільшити у два рази, продуктивність цифрової моделі зменшиться приблизно в таку ж кількість разів, проте продуктивність аналогової майже не зміниться (хоча схема значно ускладниться). Крім того ціна на процесор набагато більша, ніж ціна на аналогову схему близької продуктивності.

Таким чином, розробка аналогових моделей нейронних мереж є перспективною задачею.

8. Висновки

1. При вирішенні задач аналізу та моніторингу мереж в першу чергу розглядається первинна потокова інформація та вирішуються такі завдання, як апроксимації функцій, прогнозування, оптимізація та ін. Для вирішення таких завдань можна та необхідно використовувати нейронні мережі.

Після аналізу інформації про роботу телекомунікаційної мережі, що використовує технології передачі даних ATM 1/0, Fast Ethernet 1/0, Fast Ethernet 4/0 встановлено, що ефективність роботи мережі залежить від наступних характеристик: завантаження каналу на вході і виході (байт); число пакетів на вході і виході; число помилок в їх реєстрації; завантаження процесора (%); обсяг вільної пам'яті процесора і системи введення-виведення для маршрутизатора (байт). Найбільш інформативним параметром є завантаження каналу.

2. Розроблено процедуру перетворення первинної інформації телекомунікаційної мережі, сутність якої полягає в перетворенні вихідної інформації з кількості байтів (пакетів) в частоти скидання або «обнулення» за певний період.

3. Визначено особливості статистичного моніторингу телекомунікаційних мереж, а саме: нестаціонарність, періодичність (нерівномірність завантаження каналів), складна форма періодичного сигналу, форми сигналів ближче до трапецієподібних з явно вираженим «плато» в області максимальних завантажень, кількість шумів більше при максимальних завантаженнях.

4. Доведено можливість використання нейронних мереж для прогнозу процесів, що протікають у телекомунікаційних мережах в часовій області. Для цього була побудована схема паралельного прогнозування параметрів мережі. Схема являє собою нейронну мережу, причому у вхідному шарі розташовано 3 нейрони. Після імітаційно-статистичного моделювання та статистичного аналізу результатів встановлена можливість здійснення прогнозу.

Література

- Лукацкий, А. В. Обнаружение атак [Текст] / А. В. Лукацкий. — СПб.: БХВ — Петербург, 2003. — 624 с. — ISBN 5-94157-246-8.
- Усков, А. А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика [Текст] / А. А. Усков, А. В. Кузьмин. — М.: Горячая линия — Телеком, 2004. — 124 с.

3. Енюков, И. С. Статистический анализ и мониторинг научно-образовательных интернет-сетей [Текст] / И. С. Енюков, И. В. Ретинская; под. ред. А. Н. Тихонова. — М.: Финансы и статистика, 2004. — 320 с.
4. Артеменко, М. Ю. Нейронні мережі та їх застосування в телекомунікаційних системах [Текст] / М. Ю. Артеменко, Л. Н. Беркман, С. В. Толюпа // Радіотехніка. — 2007. — Вип. 134. — С. 45–53.
5. Clerckx, B. Interference management in wireless networks: Practice and Theory [Text] / B. Clerckx. — Eurecom, May 2013. — 50 p.
6. Kulchin, Y. N. Optimizing algebraic and neural methods for information processing in distributed fiber-optical measuring systems [Text] / Y. N. Kulchin, E. V. Zakasovskaya // Optical Memory and Neural Networks. — 2010. — Vol. 19, № 3. — P. 237–247. doi:10.3103/s1060992x10030057
7. Ohwatari, Y. Investigation on improvement in channel estimation accuracy using data signal muting in downlink coordinated multiple-point transmission and reception in LTE-Advanced [Text] / Y. Ohwatari, N. Miki, T. Abe, S. Nagata, Y. Okumura // Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Quintana-Roo, Mexico, 28-31 March, 2011. — Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2011. — P. 1288–1293. doi:10.1109/wcnc.2011.5779315
8. Schaaf, M. Towards a Timely Root Cause Analysis for Complex Situations in Large Scale Telecommunications Networks [Text] / M. Schaaf, G. Wilke, T. Mikkola, E. Bunn, I. Hela, H. Wache, S. G. Grivas // Procedia Computer Science. — 2015. — Vol. 60. — P. 160–169. doi:10.1016/j.procs.2015.08.115
9. Simeone, O. Downlink Multicell Processing with Limited-Backhaul Capacity [Text] / O. Simeone, O. Somekh, H. V. Poor, S. Shamaï (Shitz) // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. — 2009. — Vol. 2009. — P. 1–11. doi:10.1155/2009/840814
10. Zakasovskaya, E. V. Restoration of Point Influences by the Fiber-Optical Network in View of a priori Information [Text] / E. V. Zakasovskaya, V. V. Fadeev // SPIE Proc. APCOM. — 2007. — Vol. 6675.
11. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст]: пер. с англ. / С. Хайкин. — 2-е изд. — М.: Вильямс, 2006. — 1104 с.
12. Бех, І. І. Побудова апроксимаційної функції на основі алгоритму зворотного розповсюдження помилки як методу навчання штучних нейронних мереж [Текст] / І. І. Бех, С. О. Новак, Ю. І. Хлапонін // Вісник інженерної академії. — 2016. — № 1. — С. 198–201.
13. Zakhour, R. Optimized Data Sharing in Multicell MIMO With Finite Backhaul Capacity [Text] / R. Zakhour, D. Gesbert // IEEE Transactions on Signal Processing. — 2011. — Vol. 59, № 12. — P. 6102–6111. doi:10.1109/tsp.2011.2165949

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СТАТИСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ АНАЛИЗА И МОНИТОРИНГА ТЕЛЕКОМУНИКАЦИОННЫХ СЕТЕЙ

Разработан перспективный подход к организации обработки неявных форм представления знаний, основанный на применении технологии нейросетевых структур. Доказана возможность успешного использования нейронных сетей и их аналоговых моделей, для решения задачи аппроксимации непрерывных функций многих переменных и прогноза процессов, которые происходят в телекоммуникационных сетях в течение времени.

Ключевые слова: информационно-телекоммуникационная сеть, интеллектуальные технологии, нейрон, нейронная сеть, график.

Хлапонін Юрій Іванович, кандидат технічних наук, старший науковий співробітник, доцент, кафедра засобів захисту інформації, Національний авіаційний університет, Київ, Україна, e-mail: yfscnz0408@ukr.net.

Жиров Геннадій Борисович, кандидат технічних наук, старший науковий співробітник, провідний науковий співробітник науково-дослідного центру, Військовий інститут Київського національного університету ім. Т. Шевченка, Україна.

Нікітчин Олександр Миколайович, кандидат історичних наук, асистент, кафедра радіотехніки та радіоелектронних систем, Київський національний університет ім. Т. Шевченка, Україна.

Хлапонин Юрий Иванович, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, доцент, кафедра средств защиты информации, Национальный авиационный университет, Киев, Украина.

Жиров Геннадий Борисович, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, ведущий научный сотрудник научно-исследовательского центра, Военный институт Киевского национального университета им. Т. Шевченко, Украина.

Никитчин Александр Николаевич, кандидат исторических наук, ассистент, кафедра радиотехники и радиоэлектронных систем, Киевский национальный университет им. Т. Шевченко, Украина.

Khlaponin Yuriy, National Aviation University, Kyiv, Ukraine, e-mail: yfscnz0408@ukr.net.

Zhyrov Genadiy, Military Institute of Taras Shevchenko National University of Kyiv, Ukraine.

Nikitshyn Alexander, Taras Shevchenko National University of Kyiv, Ukraine