

## УДК 004.7.032.26:656.222.3

В. М. ПАХОМОВА<sup>1\*</sup>, Є. С. МАНДИБУРА<sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup>Каф. «Електронні обчислювальні машини», Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 89, ел. пошта viknikprakh@gmail.com, ORCID 0000-0002-0022-099X

<sup>2\*</sup>Каф. «Електронні обчислювальні машини», Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 89, ел. пошта mandybura1994@gmail.com, ORCID 0000-0002-7134-9416

## ВИЗНАЧЕННЯ ОПТИМАЛЬНОГО МАРШРУТУ В ІНФОРМАЦІЙНІЙ МЕРЕЖІ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОНЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ

**Мета.** Сучасні алгоритми вибору найкоротшого маршруту, наприклад, алгоритми Беллмана–Форда й Дейкстри, які в даний час широко використовують у протоколах маршрутизації (RIP, OSPF), не завжди призводять до ефективного результату. Тому виникає необхідність дослідження можливості організації маршрутизації в мережі інформаційно-телекомунікаційної системи (ІТС) залізничного транспорту за допомогою методів штучного інтелекту. **Методика.** На основі створеної в моделювальній системі OPNET імітаційної моделі розглянуто фрагмент мережі ІТС залізничного транспорту й сформовано наступні вибірки: навчальну; тестувальну; контрольну. Для моделювання в системі MatLAB нейронечіткої мережі (гібридної системи) на вхід подають наступні параметри: довжина пакета (3 терм-множини); інтенсивність трафіка (5 терм-множин); кількість проміжних маршрутизаторів, що складають маршрут (4 терм-множини). За результуючу характеристику взято час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом його проходження в мережі ІТС (4 терм-множини). На основі визначеного часу перебування пакета в маршрутизаторах і затримок у черзі на маршрутизаторах, що складають різні шляхи (з однаковою кількістю маршрутизаторів) визначено оптимальний маршрут. **Результати.** Для розглянутого фрагмента ІТС залізничного транспорту здійснено прогноз часу перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом його проходження на основі нейронечіткої мережі, що створена в системі MatLAB. Проведено дослідження середньої похибки навчання нейронечіткої мережі за різних функцій належності й за різними методами оптимізації навчання. Виявлено, що найменше значення середньої похибки навчання надає нейронечітка мережа конфігурації 3–12–60–60–1 в разі використання симетричної Гаусівської функції належності за гібридним методом оптимізації. **Наукова новизна.** За сценаріями RIP та OSPF на створеній в моделювальній системі OPNET імітаційній моделі отримані наступні характеристики: середнє навантаження сервера; середній час обробки пакетів маршрутизатором; середній час очікування пакетів у черзі; середня кількість втрачених пакетів; час конвергенції мережі. Визначено, що найкращі результати надає імітаційна модель мережі за сценарієм OSPF. Запропонована інтегрована система маршрутизації в мережі ІТС залізничного транспорту, в основу якої покладено створені нейронечіткі мережі, визначає оптимальний маршрут у мережі швидше порівняно з наявним протоколом маршрутизації OSPF. **Практична значимість.** Інтегрована система маршрутизації в ІТС залізничного транспорту дозволить у реальному часі визначити оптимальний маршрут у мережі за однаковою кількістю маршрутизаторів, що складають шлях проходження пакета.

**Ключові слова:** маршрутизація; протокол OSPF; імітаційна модель; гібридна система; терм; функція належності; вибірка; похибка

### Вступ

На сучасному етапі пошук розв'язку задачі маршрутизації в комп'ютерних мережах на основі використання нейронних мереж проводять різні вчені [1, 3–4, 6, 14, 19]. Першу таку спробу здійснив Хопфілд для розв'язання задачі ко-

мівоаяжера [11]. Павленко М. А. виконав аналіз можливостей деяких нейронних мереж: багаточарового персептронну, мережі Хопфілда, мережі RBF для організації маршрутизації із п'яти маршрутизаторів [6]. Установлено, що найбільш перспективним засобом розв'язання задачі маршрутизації є мережа Хопфілда, яка здатна працювати в умовах реального часу, але

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

в разі використання якої необхідно провести додаткові дослідження передавальних функцій нейронів і функції енергії нейронної мережі [4, 8, 11, 18].

У свою чергу, нечіткі нейронні мережі (гібридні системи) покликані поєднати в собі переваги нейронних мереж і систем нечіткого висновку [13, 17], що дозволяє розробляти й подавати моделі систем у формі правил нечітких продукцій, для побудови яких використовують можливості нейронних мереж. Наприклад, адаптивна мережа нечіткого висновку (Adaptive–Network–Based Fuzzy Inference System, ANFIS), що реалізована в додатку Fuzzy Logic Toolbox системи MatLAB [9–10]. Коваленко Т. А. в роботі [2], зокрема, здійснила визначення маршруту в комп'ютерній мережі на основі нейронечіткої мережі, на вхід якої подають такі параметри: кількість переходів; швидкість передачі даних; у якості результуючої характеристики взятий час проходження пакета маршрутом. Але для мережі ІТС залізничного транспорту доречно розглянути зміну інтенсивності трафіка, ніж швидкості передачі даних, що потребує побудови нейронечіткої мережі іншої структури. Крім того, на основі спрогнозованого часу передачі пакета в мережі доцільно визначити сам маршрут за умови однакової кількості маршрутизаторів на шляхах проходження пакета, що потребує також створення додаткової нейронечіткої мережі.

Раніше автори в роботах [7, 15–16, 20] уже представили результати досліджень використання інтелектуальних засобів у мережі ІТС залізничного транспорту: мережі Хопфілда та багат шарової нейронної мережі, мурашиного та генетичного методів. Крім того, проведено дослідження можливості використання протоколу RIP у мережі Придніпровської залізниці на програмній моделі. Але на сучасному етапі з'явилися нові моделювальні системи, що дозволяють створювати імітаційні моделі мереж та проводити на них відповідні дослідження. Серед них моделювальна система OPNET Modeler [5, 12], що поєднує аналітичні методи й засоби імітаційного моделювання.

**Мета**

У нашій роботі ми передбачаємо для мережі ІТС залізничного транспорту розробити методику визначення оптимального маршруту на основі використання нечітких нейронних мереж. Для їх моделювання сформувавши вибірки на створеній в системі OPNET Modeler імітаційній моделі фрагмента мережі ІТС залізничного транспорту.

**Методика**

**Постановка задачі.** Сьогодні мережу ІТС залізничного транспорту, фрагмент якої представлений на рис. 1, будують на базі оптичної транспортної мережі. Концептуально для побудови єдиної мережі передачі даних Укрзалізниці обрано мережне обладнання Cisco, яке являє собою єдиний програмно-апаратний комплекс. На сучасному етапі в мережі ІТС залізничного транспорту маршрутизатор виконує протокол OSPF (Open Shortest Path First), оскільки він є загальним стандартом, який підтримують різні виробники мережного обладнання, і дозволяє уникати замкнутих петель у процесі розвитку мережі передачі даних на залізничному транспорті України.

Зважаючи на те, що час передачі пакета по каналу мережі значно менший, доцільно тільки розглянути час перебування пакета на маршрутизаторах, що складають шлях його проходження в мережі ІТС. Ураховуючи, що пакети надходять на маршрутизатор за законом Пуассона і що розподіл часу на їх обробку експоненціальний, маємо модель M/M/1. Тоді час перебування пакета на маршрутизаторі розраховуємо наступним чином:

$$t_i = t_i^{\text{оч}} + t_i^{\text{обр}} \quad (1)$$

де  $t_i$  – час перебування пакета на  $i$ -ому маршрутизаторі, мкс;  $t_i^{\text{оч}}$  – час очікування пакета в черзі на  $i$ -ому маршрутизаторі, мкс;  $t_i^{\text{обр}}$  – час обробки пакета  $i$ -им маршрутизатором, мкс.

У свою чергу час обробки пакета  $i$ -им маршрутизатором можна розрахувати за відомою формулою:

$$t_i^{\text{обр}} = \frac{L^{\text{пак}}}{V}, \quad (2)$$

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

де  $L^{\text{пак}}$  – довжина пакета, байт;  $V$  – швидкість просування даних маршрутизатором, Мбіт/с (зокрема, для технології Fast Ethernet 100 Мбіт/с).

Кількість пакетів, які обробляє  $i$ -ий маршрутизатор, складе:

$$\rho_i = \lambda_i \cdot t_i^{\text{обр}}, \quad (3)$$

де  $\lambda_i$  – інтенсивність надходження пакетів до  $i$ -го маршрутизатора пакет/с.

Тоді розрахунок часу очікування пакета в черзі на  $i$ -ому маршрутизаторі розраховуємо за наступною формулою:

$$t_i^{\text{оч}} = \frac{\rho_i \cdot t_i^{\text{обр}}}{1 - \rho_i}. \quad (4)$$

Необхідно визначити оптимальний маршрут проходження пакета в мережі ІТС залізничного транспорту за умови:

$$\sum_{i=1}^K t_i \rightarrow \min, \quad (5)$$

де  $K$  – кількість проміжних маршрутизаторів, що складають шлях проходження пакета.

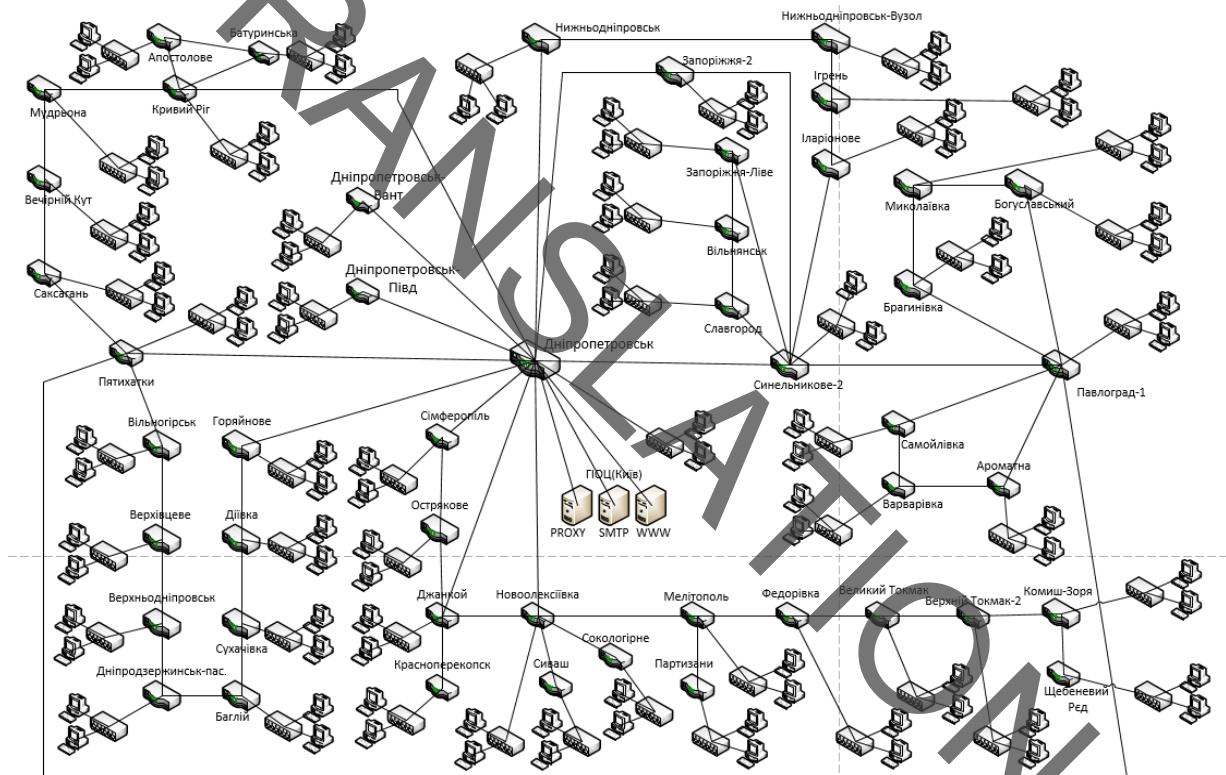






Рис. 1. Структура фрагмента мережі ІТС залізничного транспорту, яку розглядають:

 – маршрутизатор;  – комутатор;  – робоча станція;  – сервер

**Створення імітаційної моделі.** У моделювальній системі OPNET Modeler створена імітаційна модель фрагмента мережі ІТС залізничного транспорту, структура якого представлена на рис. 2, відповідно до структури мережі ІТС (див. рис. 1). На імітаційній моделі мережі, за технологією Fast Ethernet, кожна вузлова станція складається з маршрутизатора, комута-

тора і двох робочих станцій.

На імітаційній моделі мережі Fast Ethernet в ІТС Придніпровської залізниці створено два сценарії: за протоколом RIP та протоколом OSPF. Проведено дослідження (протягом п'яти хвилин) наступних характеристик: середнього навантаження сервера, що розташований у Києві; середнього часу обробки пакетів маршру-

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

тизатором у Дніпрі; середнього часу очікування пакетів у черзі (ділянка Дніпро–Синельникове); середньої кількості втрачених пакетів за наступних параметрів: довжина пакета складає

6 000 біт, інтенсивність трафіка – 10 пакет/с. Деякі характеристики, що отримані (з 2 хв 00 с до 3 хв. 00 с) на імітаційній моделі мережі, зображені на рис. 3.

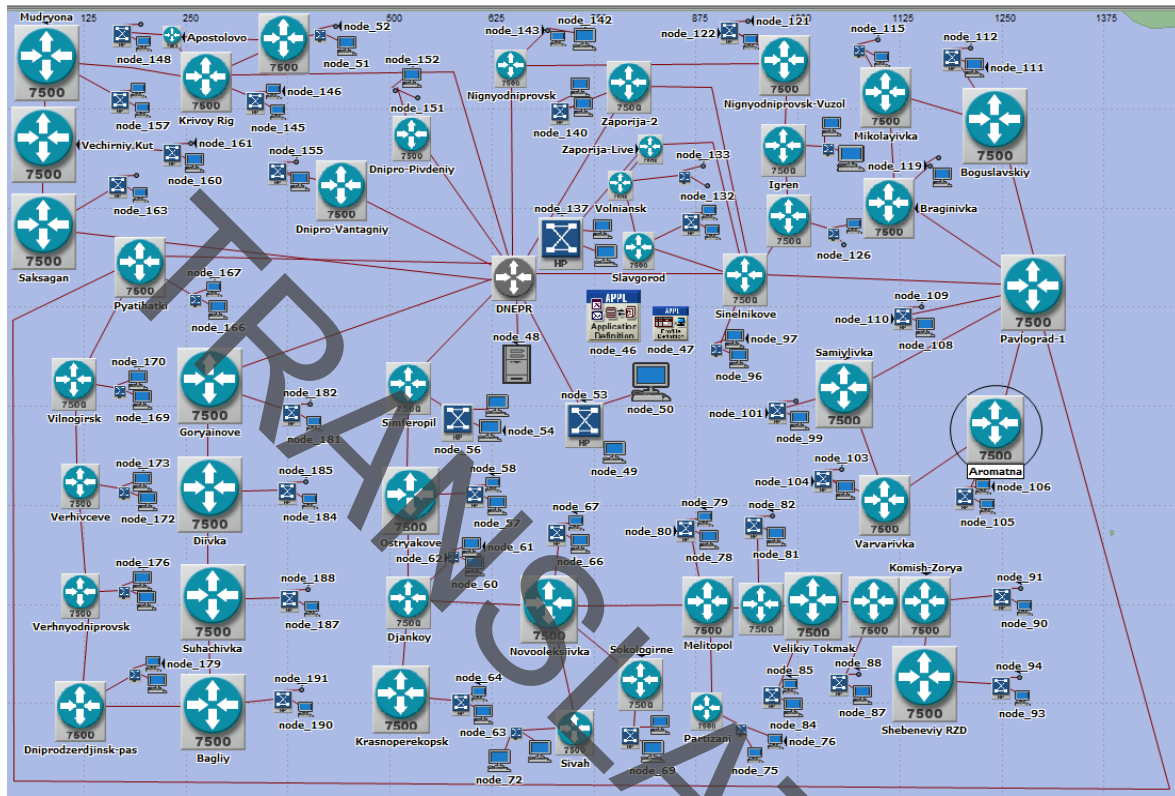


Рис. 2. Імітаційна модель в OPNET Modeler



– маршрутизатор;



– комутатор;



– робоча станція

Із рис. 3 видно, що найгірші результати надає імітаційна модель мережі за сценарієм RIP: навантаження сервера стрімко зростає (у середньому за хвилину приблизно в 3 рази); час обробки пакетів маршрутизатором займає значно більший час (у середньому за хвилину приблизно в 0,5 рази); час очікування пакетів у черзі завжди більший (у середньому за хвилину приблизно в 1,6 рази); втрати пакетів стрімко зростають (у середньому за хвилину приблизно в 3,5 рази); майже у два рази більший час конвергенції мережі. Як приклад показано середній час очікування пакетів у черзі та середню кількість втрачених пакетів на маршрутизаторі, рис. 3. Незалежно від протоколу маршрутизації (RIP чи OSPF): чим більший час очікування пакетів у черзі (рис. 3, а), тим більша кількість втрачених пакетів (рис. 3, б).

**Визначення часу перебування пакета в маршрутизаторах на основі використання нейронечіткої мережі (ННМ).** За входні параметри використовують наступні змінні:  $x_1$  – довжина пакета ( $LM, LC, L$ );  $x_2$  – інтенсивність трафіка ( $AM, AMb, AC, ACb, \Lambda$ );  $x_3$  – кількість переходів (кількість проміжних маршрутизаторів, що складають маршрут проходження пакета) ( $K1, K2, K3, K4$ ). За результуючу характеристику у взято час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом його передачі в мережі ІТС ( $T1, T2, T3, T4$ ). Значення термномжин, які використані для лінгвістичної оцінки входних і вихідних змінних, зведені до табл. 1.

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

а

б

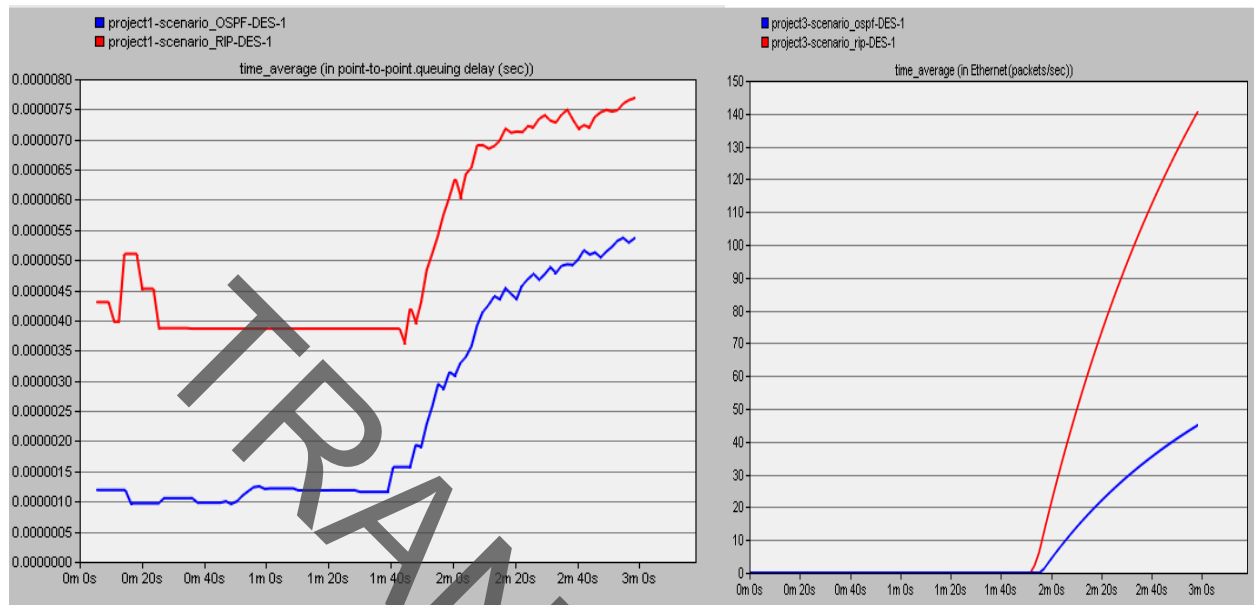


Рис. 3. Результати експерименту на імітаційній моделі:  
а – середній час очікування пакетів у черзі; б – середня кількість втрачених пакетів на маршрутизаторі

Таблиця 1

## Лінгвістична оцінка вхідних і вихідних змінних для ННМ1

Вхідні змінні		Вихідна змінна	
Довжина пакета, байт	Інтенсивність трафіка, пакет/с	Кількість переходів	Час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом, мкс
$LM$ : 70 – 500 $LC$ : 501 – 1 000 $L$ : 1 001 – 1 500	$\Lambda M$ : 10 – 200 $\Lambda Mb$ : 201 – 400 $\Lambda C$ : 401 – 600 $\Lambda Cb$ : 601 – 800 $\Lambda$ : 801 – 1 000	$K1$ : 1 $K2$ : 2 $K3$ : 3 $K4$ : 4	$T1$ : 5,6 – 140 $T2$ : 141 – 275 $T3$ : 276 – 410 $T4$ : 411 – 545

Кількість правил нечітких продукцій залежить від кількості вхідних змінних і кількості термів і становить  $3 \cdot 5 \cdot 4 = 60$  правил. Фрагмент бази правил наведено нижче:

- якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda M$  і  $x_3 = K1$ , то  $y = T1$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda M$  і  $x_3 = K2$ , то  $y = T3$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda M$  і  $x_3 = K3$ , то  $y = T1$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda M$  і  $x_3 = K4$ , то  $y = T4$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda Mb$  і  $x_3 = K1$ , то  $y = T1$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda Mb$  і  $x_3 = K2$ , то  $y = T3$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda Mb$  і  $x_3 = K3$ , то  $y = T1$ ;

- якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda Mb$  і  $x_3 = K4$ , то  $y = T4$ ;  
якщо  $x_1 = LM$  і  $x_2 = \Lambda C$  і  $x_3 = K1$ , то  $y = T1$ .

Структура відповідної ННМ1 показана на рис. 4. Шар 1 містить нейрони, які представляють функції належності вхідних нечітких змінних і виконують операцію фазифікації (приведення до нечіткості) вхідних даних. Шар 2 містить нейрони, які зберігають правильні значення для правил, що складають базу знань, створену в результаті навчання моделі; ці нейрони можуть містити будь-які варіанти реалізації операції  $t$ -норми, яка є нечітким аналогом операції «І» (логічної операції «AND»). Ней-

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

рони шару 3 містять результати обчислень правил з урахуванням ваги кожного правила. Нейрони шару 4 містять кінцеві результати обчислень правил, які згруповані в нечіткі класи. Шар 5 містить лише один нейрон, який обчислює кінцевий вихід моделі, виконуючи операцію дефазифікації (приведення до чіткості) шляхом визначення центрів нечітких класів.

**Формування вибірок для ННМ1.** Сформовано наступні вибірки для ННМ1: навчальну із 60 прикладів (фрагмент якої подано в табл. 2), тестову із 24 прикладів і контрольну із 12 прикладів (табл. 3).

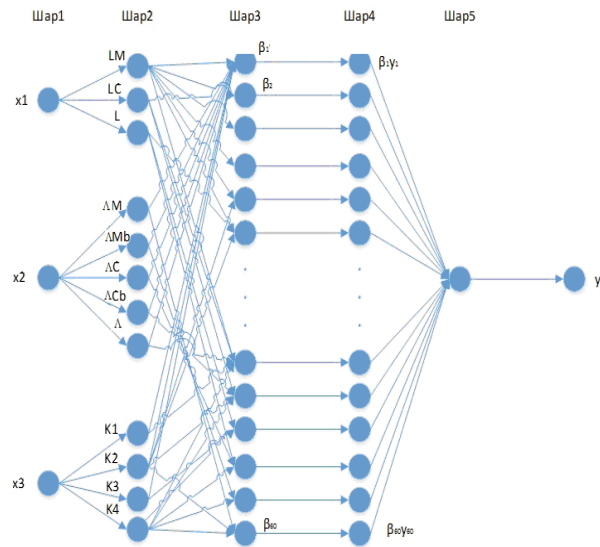


Рис. 4. Структура ННМ1

Таблиця 2

Фрагмент навчальної вибірки для ННМ1

Довжина пакета, байт	Інтенсивність трафіка, пакет/с	Кількість переходів	Час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом, мкс	Довжина пакета, байт	Інтенсивність трафіка, пакет/с	Кількість переходів	Час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом, мкс
70	10	1	5,6	70	1 000	1	5,6
500	10	1	40	500	1 000	1	42
1 000	10	1	80	1 000	1 000	1	87
1 500	10	1	120	1 500	1 000	1	136
70	10	2	11,2	70	1 000	2	11
500	10	2	80	500	1 000	2	83
1 000	10	2	160	1 000	1 000	2	174
1 500	10	2	360	1 500	1 000	2	273
70	10	3	16,8	70	1 000	3	17
500	10	3	120	500	1 000	3	125
1 000	10	3	240	1 000	1 000	3	261
1 500	10	3	360	1 500	1 000	3	409
70	10	4	22,4	70	1 000	4	23
500	10	4	160	500	1 000	4	167
1 000	10	4	320	1 000	1 000	4	348
1 500	10	4	480	1 500	1 000	4	545

## Тестова й контрольна вибірка для ННМ1

Тестова вибірка				Контрольна вибірка			
Довжина пакета, байт	Інтенсивність графіка, пакет /с	Кількість переходів	Час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом, мкс	Довжина пакета, байт	Інтенсивність графіка, пакет/с	Кількість переходів	Час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом, мкс
500	300	1	40	500	500	1	41
1 000	300	1	82	1 000	500	1	83
1 500	300	1	124	1 500	500	1	128
500	300	2	81	500	500	2	82
1 000	300	2	163	1 000	500	2	167
1 500	300	2	373	1 500	500	2	255
500	300	3	121	500	500	3	122
1 000	300	3	245	1 000	500	3	250
1 500	300	3	373	1 500	500	3	383
500	300	4	162	500	500	4	163
1 000	300	4	328	1 000	500	4	333
1 500	300	4	498	1 500	500	4	511
500	700	1	41	–	–	–	–
1 000	700	1	85	–	–	–	–
1 500	700	1	131	–	–	–	–
500	700	2	82	–	–	–	–
1 000	700	2	169	–	–	–	–
1 500	700	2	393	–	–	–	–
500	700	3	123	–	–	–	–
1 000	700	3	254	–	–	–	–
1 500	700	3	393	–	–	–	–
500	700	4	165	–	–	–	–
1 000	700	4	339	–	–	–	–
1 500	700	4	524	–	–	–	–

**Навчання й тестування ННМ1.** Пакет Neural Networks Toolbox, що є частиною системи MatLAB, нараховує понад 160 різних функцій, які дають можливість створювати, навчати й досліджувати нейронні мережі. Крім того,

ANFIS–редактор системи MatLAB підтримує майже повну автоматизацію процесу створення ННМ, що дозволяє побудувати ННМ конфігурації 3–12–60–60–1, використовуючи алгоритм Сугено. Для навчання ННМ1 задано 100 циклів

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

(Epochs), похибка навчання ННМ1 за гібридним методом складає  $8,4873 \cdot 10^{-10}$  с.

На імітаційній моделі мережі, побудованій в OPNET, за довжини пакета 550 байт, інтенсивності трафіка в 10 пакет/с та трьох переходах час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом в мережі ІТС залізничного транспорту складає 0,000132 с. Для перевірки побу-

дованої ННМ1 запустимо її з вхідними даними, що не входять до жодної з вибірок. Моделювання відображається в графічному вікні (рис. 5), де проілюстрований хід логічного висновку за кожним правилом, отримання результуючої нечіткої множини й виконання процедури дефазифікації.

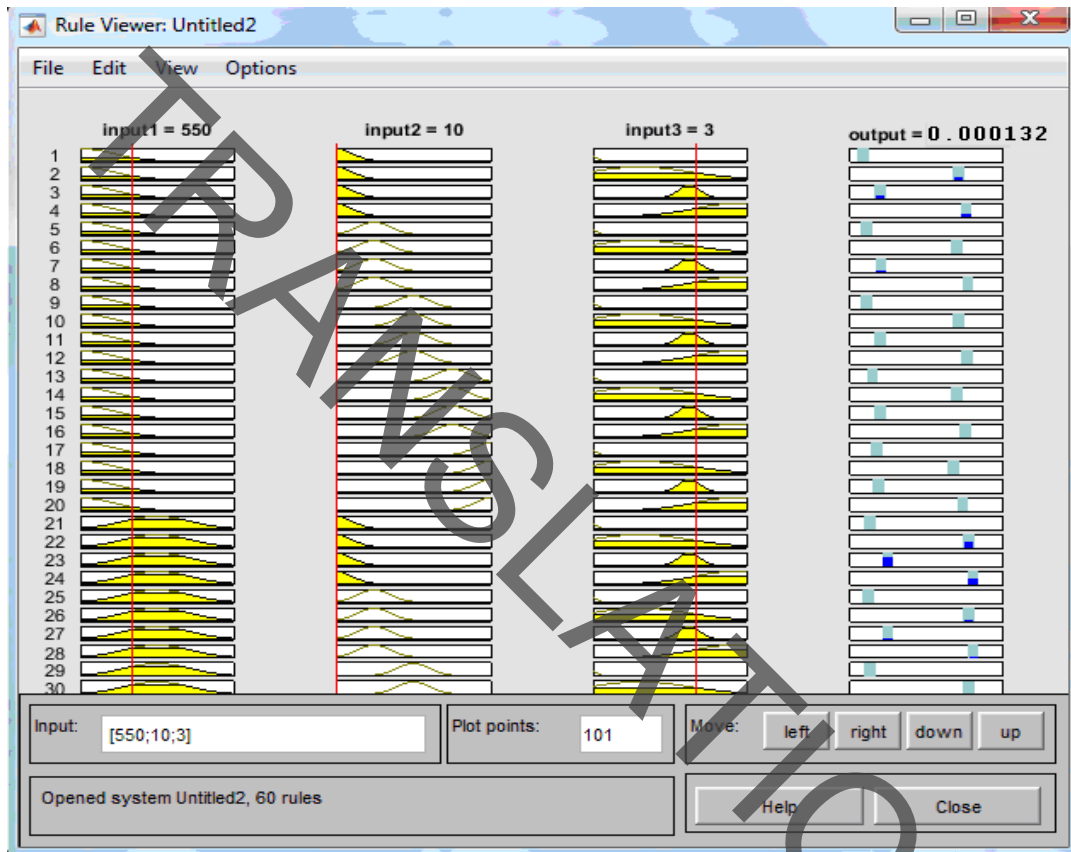


Рис. 5. Система нечіткого виведення ННМ1

Кожне правило бази знань представлено у вигляді послідовності горизонтально розташованих кривих. Результуюча нечітка множина показана в нижньому прямокутнику останнього стовпчика графічного вікна. У цьому ж прямокутнику червона вертикальна лінія відповідає чіткому значенню логічного висновку, отриманого в результаті дефазифікації. За вхідних даних [550; 10; 3] ННМ1 виводить час перебування пакета в маршрутизаторах за шляхом його передачі, рівний 0,000132 с (рис. 6). Тобто ННМ1 правильно побудована та навчена.

**Визначення маршруту на основі використання нейронечіткої мережі (ННМ2).** Як вхідні параметри використовують наступні змінні:  $x_1$  – час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом передачі пакета ( $T_{min}$ ,  $T_{avg}$ ,  $T_{max}$ );  $x_2$  – загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом А ( $ZA_{min}$ ,  $ZA_{avg}$ ,  $ZA_{max}$ );  $x_3$  – загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом В ( $ZB_{min}$ ,  $ZB_{avg}$ ,  $ZB_{max}$ );  $y$  – оптимальний маршрут: 1 (шлях А), 2 (шлях В). Усі значення зведені до табл. 4.



Таблиця 4

## Лінгвістична оцінка вхідних і вихідних змінних для ННМ2

Вхідні змінні			Вихідна змінна
Час перебування пакета в маршрутизаторах за маршрутом, мкс	Загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом <i>A</i> , мкс	Загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом <i>B</i> , мкс	Маршрут
$T_{min}: 5,6 - 185; T_{avg}: 186 - 365; T_{max}: 366 - 545$	$Z_{Amin}: 0 - 13; Z_{Ama}: 14 - 27; Z_{Aavg}: 28 - 41; Z_{Aam}: 42 - 55; Z_{Amax}: 56 - 70$	$Z_{Amin}: 0 - 13; Z_{Ama}: 14 - 27; Z_{Aavg}: 28 - 41; Z_{Aam}: 42 - 55; Z_{Amax}: 56 - 70$	<i>A</i> : 1 <i>B</i> : 2

Кількість правил нечітких продукцій залежить від кількості вхідних змінних і кількості термів, ця величина становить  $3 \cdot 5 \cdot 5 = 75$  правил. Фрагмент бази правил наведено нижче:

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Amin}$  І  $x_3 = Z_{Bmin}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Amin}$  І  $x_3 = Z_{Bma}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Amin}$  І  $x_3 = Z_{Bavg}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Amin}$  І  $x_3 = Z_{Bam}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Amin}$  І  $x_3 = Z_{Bmax}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Ama}$  І  $x_3 = Z_{Bmin}$ , то  $y = A$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Ama}$  І  $x_3 = Z_{Bma}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Ama}$  І  $x_3 = Z_{Bavg}$ , то  $y = B$ ;

якщо  $x_1 = T_{min}$  І  $x_2 = Z_{Ama}$  І  $x_3 = Z_{Bam}$ , то  $y = B$ .

Структура відповідної ННМ2 показана на рис. 6.

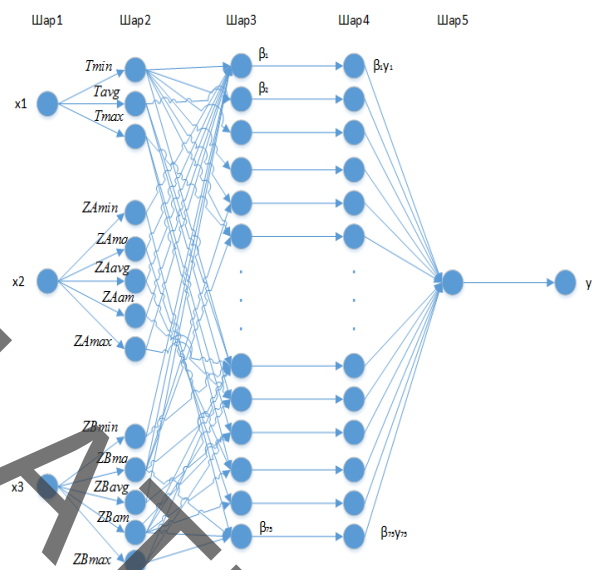


Рис. 6. Структура ННМ2

**Формування вибірок для ННМ2.** Сформовано такі вибірки: навчальну із 75 прикладів, тестову з 20 прикладів і контрольну з 10 прикладів (табл. 5).

Таблиця 5

## Фрагменти вибірок для ННМ2

Навчальна вибірка			Тестова вибірка				Контрольна вибірка				
Час перебування пакета в маршрутизаторах, мкс	Загальна затримка в черзі, мкс		Маршрут	Час перебування пакета в маршрутизаторах, мкс	Загальна затримка в черзі, мкс		Маршрут	Час перебування пакета в маршрутизаторах, мкс	Загальна затримка в черзі, мкс		Маршрут
	шлях <i>A</i>	шлях <i>B</i>			шлях <i>A</i>	шлях <i>B</i>			шлях <i>A</i>	шлях <i>B</i>	
5,6	0	14	<i>A</i>	7	4	20	<i>A</i>	10	11	69	<i>A</i>
5,6	14	0	<i>B</i>	80	20	4	<i>B</i>	68	69	11	<i>B</i>
185	15	29	<i>A</i>	150	20	38	<i>A</i>	126	15	50	<i>A</i>

## Фрагменти вибірок для ННМ2

Навчальна вибірка				Тестова вибірка				Контрольна вибірка			
Час перебування пакета в маршрутизаторах, мкс	Загальна затримка в черзі, мкс		Маршрут	Час перебування пакета в маршрутизаторах, мкс	Загальна затримка в черзі, мкс		Маршрут	Час перебування пакета в маршрутизаторах, мкс	Загальна затримка в черзі, мкс		Маршрут
	шлях A	шлях B			шлях A	шлях B			шлях A	шлях B	
185	29	15	B	190	38	20	B	184	50	15	B
365	29	44	A	260	30	50	A	190	35	55	A
365	44	29	B	360	50	30	B	225	55	35	B
455	7	63	A	370	45	60	A	275	50	65	A
455	63	7	B	385	60	45	B	300	65	45	B
545	45	65	A	470	56	70	A	375	57	68	A
545	65	45	B	540	70	56	B	460	68	57	B
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

## Результати

**Дослідження середньої похибки навчання ННМ1.** Пакет Fuzzy Logic Toolbox системи MatLAB включає 11 вбудованих функцій належностей, які використовують такі основні функції: кусково-лінійну; Гаусівський розподіл;

сигмоїдну криву; квадратичну й кубічні криві. Значення похибок навчання ННМ1 за різними функціями приналежності представлено в табл. 6. Із таблиці видно, що найменше значення похибки ННМ1 надає Гаусівська функція належності.

Таблиця 6

## Середня похибка ННМ1 за різними функціями приналежності

Функція належності	Позначення	Середня похибка ННМ, $10^{-10}$ с
трикутна	trimf	8,75
трапецієподібна	trapmf	10,23
колоподібна	gbellmf	9,16
симетрична Гаусівська	gaussmf	8,49
двостороння Гаусівська	gauss2mf	10,03
добуток двох сигмоїдних функцій належності	pimf	13,86
функція належності у вигляді криволінійної трапеції	psigmf	10,32
різниця двох сигмоїдних функцій належності	dsigmf	10,63

У редакторі ANFIS реалізовані наступні методи оптимізації навчання: backpropa (метод зворотного поширення помилки, заснований на ідеях методу найшвидшого спуску); hybrid (гібридний метод, який об'єднує метод зворотного

поширення помилки з методом найменших квадратів). Під час використання методу зворотного поширення помилки похибка навчання ННМ1 складає  $9,6501 \cdot 10^{-10}$  с, а гібридного ме-

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

тоту –  $8,4873 \cdot 10^{-10}$  с. Тобто похибка навчання ННМ1 у разі використання гібридного методу приблизно на 13 % менша, ніж у разі методу зворотного поширення помилки.

**Оцінка роботи ННМ1.** Проведено моделювання ННМ1 за наступних параметрів: довжина пакета – 3 850 байт; інтенсивність трафіка – 10 пакет/с; кількість переходів – 3. Час проходження пакета маршрутом (із вузла Федорівка до вузла Дніпро), що отриманий у системі

OPNET Modeler на імітаційній моделі мережі Fast Ethernet в ІТС Придніпровської залізниці за протоколом OSPFЄ, складає 0,0010285 с (рис. 7), а на основі ННМ1 – 0,000924 с (рис. 8). Тобто використання ННМ1 дозволяє приблизно на 10 % швидше визначити маршрут у мережі ІТС Придніпровської залізниці (для розглянутого фрагмента) порівнянно з протоколом OSPF на імітаційній моделі.

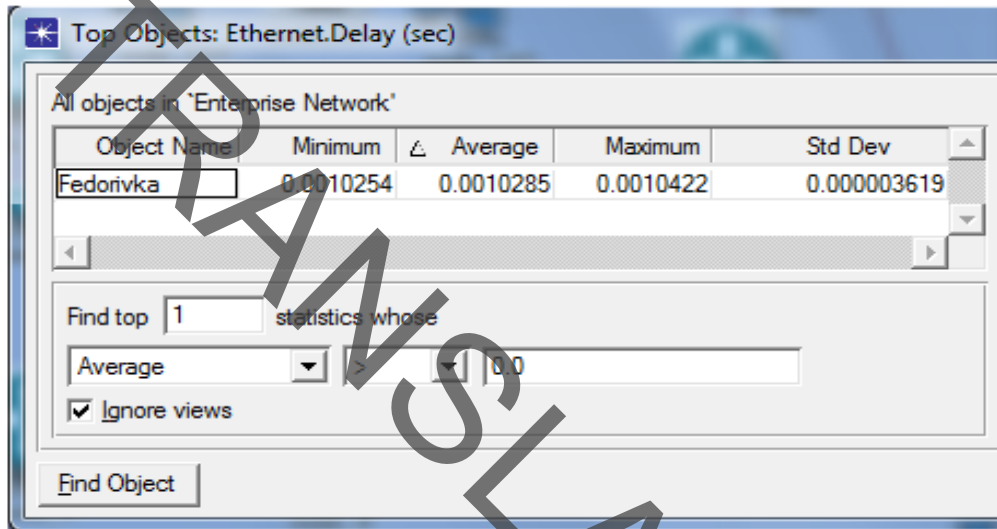


Рис. 7. Час проходження пакета маршрутом (із Федорівки до Дніпра), що отриманий на імітаційній моделі

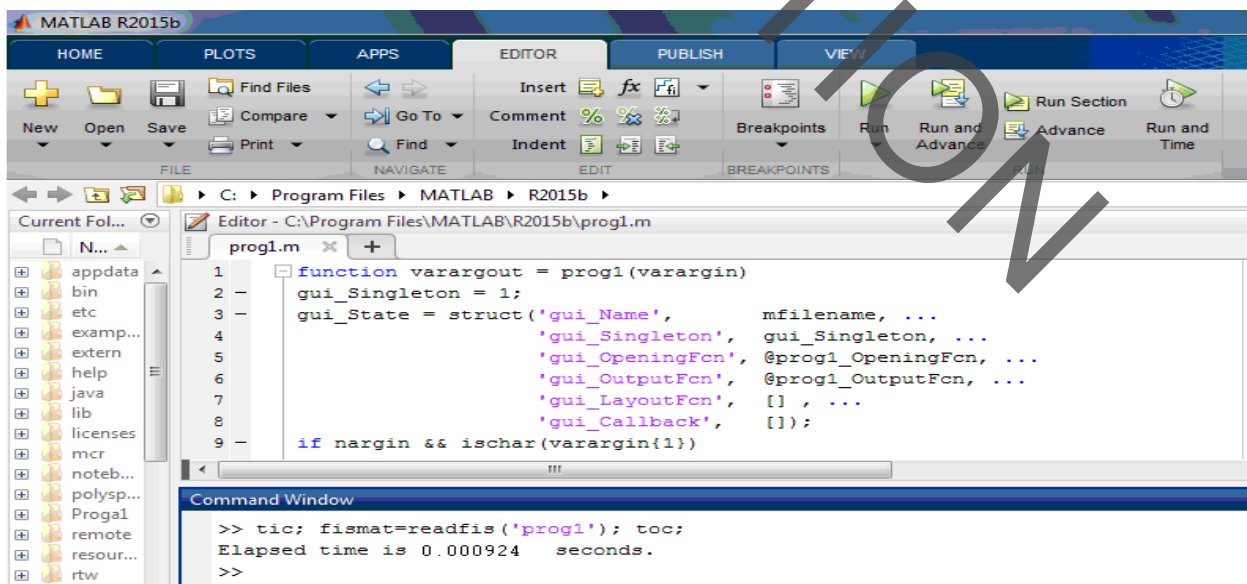


Рис. 8. Час проходження пакета маршрутом (із Федорівки до Дніпра), що отриманий на ННМ1

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

**Наукова новизна та практична значимість**

Створені імітаційна модель мережі Fast Ethernet за сценарієм OSPF та нейронечіткі мережі (ННМ1, ННМ2) можуть бути покладені в основу інтегрованої системи маршрутизації в мережі ІТС Придніпровської залізниці, загальна структура якої показана на рис. 9 ( $L_{\text{пак}}$  –

довжина пакета;  $\Lambda$  – інтенсивність трафіка;  $K$  – кількість проміжних маршрутизаторів, що складають шлях проходження пакета;  $T_{\text{пак}}$  – час перебування пакета в маршрутизаторах за шляхом його проходження в мережі;  $Z_A$  – загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом  $A$ ;  $Z_B$  – загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом  $B$ ).

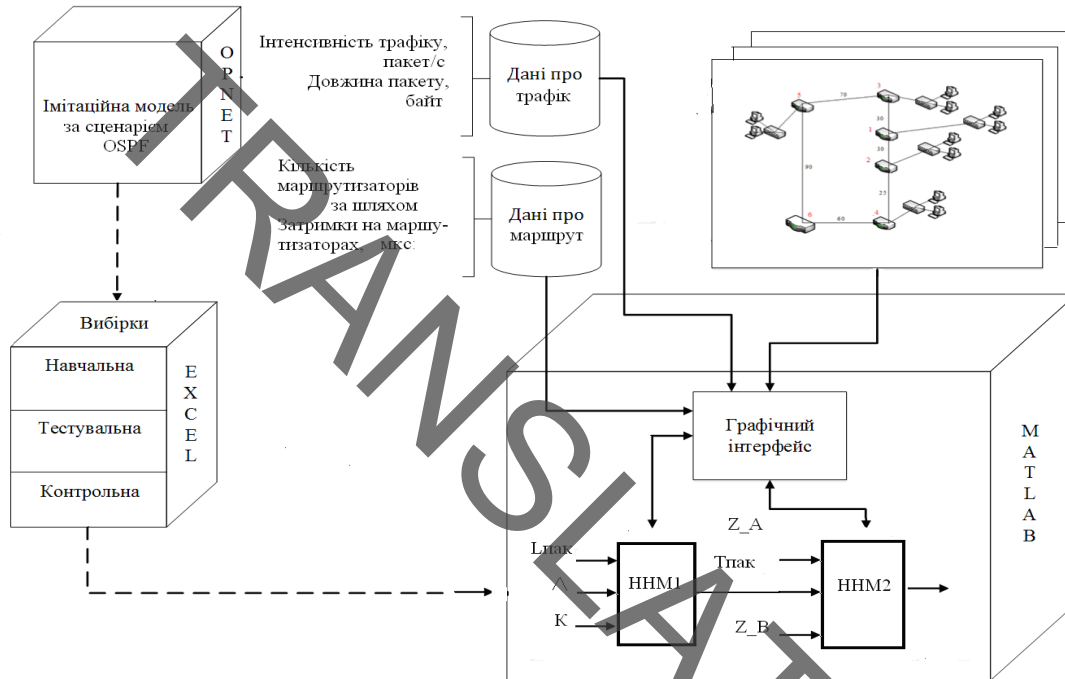


Рис. 9. Загальна структура інтегрованої системи маршрутизації в мережі ІТС залізничного транспорту:  
 ----- – підготовчий етап; ————— – робота в реальному часі

Роботу інтегрованої системи маршрутизації продемонстровано для тих фрагментів мережі Fast Ethernet в ІТС Придніпровської залізниці, де можливий вибір маршруту за однакової кількості проміжних маршрутизаторів за різними шляхами (табл. 7: шлях  $A$  – праворуч).

**Фрагмент «Нижнядніпровськ–Вузол – Дніпро».** Пакет довжиною 500 байт, за інтенсивності трафіка 10 пакет/с й 2 переходів передається з вузла  $V1$  (Ігрень) до вузла  $V6$  (Дніпро). Час перебування пакета в маршрутизаторах спрогнозований за допомогою ННМ1 і складає 80 мкс. Так, наприклад, залежно від значень отриманого часу, загальної затримки в черзі на маршрутизаторах за шляхом  $A$  (4 мкс) та загальної затримки в черзі на маршрутизаторах за шляхом  $B$  (13 мкс) на основі ННМ2 обирають оптимальний маршрут: шлях  $A$ . На графі, який

відображає фрагмент «Нижнядніпровськ–Вузол – Дніпро», червоним кольором відображено цей маршрут:  $V1 \rightarrow V2 \rightarrow V4 \rightarrow V6$ .

**Фрагмент «Горьайнове».** Пакет довжиною 1 000 байт, за інтенсивності 10 пакет/с та 4 переходів передається з вузла  $V1$  (Кам'янське–Пас) до вузла  $V10$  (Дніпро). Час перебування пакета в маршрутизаторах спрогнозовано за допомогою ННМ1, він складає 320 мкс. Залежності від значень отриманого часу, загальної затримки в черзі на маршрутизаторах за шляхом  $A$  (29 мкс) та загальної затримки в черзі на маршрутизаторах за шляхом  $B$  (20 мкс) на основі ННМ2 обирають оптимальний маршрут: шлях  $B$ . На графі, який відображає фрагмент «Горьайнове», червоним кольором відображено цей маршрут:  $V1 \rightarrow V2 \rightarrow V7 \rightarrow V8 \rightarrow V9 \rightarrow V10$ .

Розгляд фрагментів ІТС Придніпровської залізниці

	ННМ1	ННМ2	Структура фрагмента	Умовні позначення
<b>Фрагмент «Нижньодніпровськ–Вузол – Дніпро»</b>				
Вхідні параметри	500 байт	80 мкс		V1 – Ігрень; V2 – Іларіонове; V3 – Нижньодніпровськ-Вузол; V4 – Синельникове-2; V5 – Нижньодніпровськ; V6 – Дніпро
	10 пакет/с	4 мкс		
	2	13 мкс		
Результат	80 мкс	1 (шлях А)		
<b>Фрагмент «Горайнове»</b>				
Вхідні параметри	1000 байт	320 мкс		V1 – Кам'янське-Пас; V2 – Баглий; V3 – Верхньодніпровськ; V4 – Сухачівка; V5 – Діївка; V6 – Горайнове; V7 – Верховівцеве; V8 – Вільногірськ; V9 – П'ятихатки; V10 – Дніпро
	10 пакет/с	29 мкс		
	4	20 мкс		
Результат	320 мкс	2 (шлях В)		
<b>Фрагмент «Кривий Ріг»</b>				
Вхідні параметри	1500 байт	240 мкс		V1 – Вечірній Кут; V2 – Саксагань; V3 – П'ятихатки; V4 – Мудрьона; V5 – Кривий Ріг; V6 – Дніпро
	10 пакет/с	30 мкс		
	2	50 мкс		
Результат	240 мкс	1 (шлях А)		

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

**Фрагмент «Кривий Ріг».** Пакет довжиною 1 500 байт, за інтенсивності 10 пакет/с і 2 переходів передається з вузла V1 (Вечірній Кут) до вузла V6 (Дніпро). Час перебування пакета в маршрутизаторах спрогнозовано за допомогою ННМ1 він складає 240 мкс. Наприклад, залежно від значень отриманого часу, загальної затримки в черзі на маршрутизаторах за шляхом A (30 мкс) та загальної затримки в черзі на маршрутизаторах за шляхом B (50 мкс) на основі ННМ2 обирають оптимальний маршрут: шлях A. На графі, який відображає фрагмент «Нижньодніпровськ–Вузол – Дніпро», червоним кольором відображено цей маршрут: V1→V2→V3→V6.

**Висновки**

1. Відповідно до структури мережі ІТС Придніпровської залізниці в системі OPNET Modeler створена відповідна імітаційна модель Fast Ethernet (за сценаріями RIP та OSPF), на якій визначено наступні характеристики: середнє навантаження сервера; середній час обробки пакетів маршрутизатором; середній час очікування пакетів у черзі; середня кількість втрачених пакетів. Визначено, що найгірші результати надає імітаційна модель за сценарієм RIP: навантаження сервера стрімко зростає (у середньому за хвилину приблизно в 3 рази); час обробки пакетів маршрутизатором займає значно більший час (у середньому за хвилину приблизно в 0,5 рази); час очікування пакетів у черзі завжди більший (у середньому за хвилину приблизно в 1,6 рази); втрати пакетів стрімко зростають (у середньому за хвилину приблизно в 3,5 рази); майже у два рази більший час конвергенції мережі.

2. Для визначення часу перебування пакета в маршрутизаторах за шляхом його передачі в мережі ІТС Придніпровської залізниці створено ННМ1, на вхід якої подають наступні параметри: довжина пакета (3 терм-множин); інтенсивність трафіка (5 терм-множин); кількість проміжних маршрутизаторів у маршруті (4

терм-множин). На імітаційній моделі мережі ІТС Придніпровської залізниці сформовані наступні вибірки: навчальна (60 прикладів), тестова (24 приклади) та контрольна (12 прикладів). Оцінено, що для розглянутого фрагмента мережі ІТС залізничного транспорту, зокрема Придніпровської залізниці, час проходження пакета маршрутом на основі ННМ1 зменшився приблизно на 10 % порівняно з протоколом OSPF на імітаційній моделі.

3. На створеній ННМ1 проведено дослідження середньої похибки її навчання за різних функцій належності: трикутної; трапецієподібної; колоподібної; симетричної й двосторонньої Гаусівської та за різними методами оптимізації навчання (гібридного й зворотного поширення помилки). Визначено, що найменше значення середньої похибки  $8,4873 \cdot 10^{-10}$  с надає ННМ1 у разі використання симетричної Гаусівської функції належності за гібридним методом оптимізації.

4. Для визначення шляху проходження пакета в мережі ІТС Придніпровської залізниці (за умови однакової кількості маршрутизаторів, що складають шлях) створено ННМ2, на вхід якої подають наступні параметри: час перебування пакета в маршрутизаторах за шляхом його передачі; загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом A; загальна затримка в черзі на маршрутизаторах за шляхом B. На імітаційній моделі мережі ІТС залізничного транспорту сформовані наступні вибірки: навчальна (75 прикладів), тестова (20 приклади) та контрольна (10 прикладів).

5. На основі створених імітаційної моделі мережі Fast Ethernet та нейронетичких мереж (ННМ1 та ННМ2) запропонована інтегрована система маршрутизації в ІТС Придніпровської залізниці, з використанням якої, наприклад, для фрагмента «Нижньодніпровськ–Вузол – Дніпро» визначений оптимальний маршрут: шлях A (Ігрень, Іларіонове, Синельникове–2, Дніпро).

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Асланов, А. М. Исследование интеллектуального подхода в маршрутизации компьютерных сетей / А. М. Асланов, М. С. Солодовник // Электротехнические и компьютерные системы. – 2014. – № 16 (92). – С. 93–100.

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

2. Коваленко, Т. А. Разработка и исследование интегрированной системы маршрутизации в компьютерных сетях : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.15 / Коваленко Татьяна Анатольевна ; СГУ. – Самара, 2012. – 16 с.
3. Колесніков, К. В. Аналіз результатів дослідження реалізації задачі маршрутизації на основі нейронних мереж та генетичних алгоритмів / К. В. Колесніков, А. Р. Карапетян, В. Ю. Баган // Вісн. Черкас. держ. технол. ун-ту. Серія: Технічні науки : зб. наук. пр. – Черкаси, 2016. – № 1. – С. 28–34.
4. Кутыркин, А. В. Использование нейронной сети Хопфилда для решения оптимизационных задач маршрутизации : метод. указания / А. В. Кутыркин, А. В. Семин. – Москва : Изд-во Моск. гос. ун-та путей сообщения, 2007. – 15 с.
5. Никитченко, В. В. Утилиты моделирующей системы Opnet Modeler / В. В. Никитченко. – Одесса : Одес. нац. акад. связи им. А. С. Попова, 2010. – 128 с.
6. Павленко, М. А. Аналіз можливостей штучних нейронних мереж для рішення задач однопутевої маршрутизації в ТКС [Electronic resource] / М. А. Павленко // Проблеми телекомунікацій. – 2011. – № 2 (4). – Available at: <http://pt.journal.kh.ua/index/0-139> – Title from the screen. – Accessed : 26.09.2019.
7. Пахомова, В. М. Дослідження інформаційно-телекомунікаційної системи залізничного транспорту з використанням штучного інтелекту : монографія / В. М. Пахомова. – Дніпро : Стандарт-Сервіс, 2018. – 220 с.
8. Реалізація задачі вибору оптимального авіамаршруту нейронною мережею Хопфілда / А. М. Бриндас, П. І. Рожак, Н. О. Семеншин, Р. Р. Курка // Наук. вісн. НЛТУ України : зб. наук.-техн. пр. – Львів, 2016. – Вип. 26.1. – С. 357–363.
9. Тарасян, В. С. Пакет Fuzzy Logic Toolbox for MatLAB : учебное пособие / В. С. Тарасян. – Екатеринбург : Изд-во УрГУПС, 2013. – 112 с.
10. Штовба, С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLAB / С. Д. Штовба. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
11. Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities / J. J. Hopfield // Proceedings of National Academy of Sciences. – 1982. – Vol. 79. – Iss. 8. – P. 2554–2558. doi: 10.1073/pnas.79.8.2554
12. Iqbal, A. Performance Evaluation of Real Time Applications for RIP, OSPF and EIGRP for flapping links using OPNET Modeler [Electronic resource] // A. Iqbal, S. L. Ali Khan / International Journal of Computer Networks and Communications Security. – 2015. – Vol. 3, No. 1. – Available at: [http://www.ijcncs.org/published/volume3/issue1/p4\\_3-1.pdf](http://www.ijcncs.org/published/volume3/issue1/p4_3-1.pdf) – Title from the screen. – Accessed : 26.09.2019
13. Kumar, M. V. Soft Computing: Fuzzy Logic Approach in Wireless Sensors Networks / M. V. Kumar, Dr. T. Lalitha // Circuits and Systems. – 2016. – Vol. 07. – Iss. 08. – P. 1242–1249. doi: <https://doi.org/10.4236/cs.2016.78108>
14. New algorithm for packet routing in mobile ad-hoc networks / N. S. Kojić, M. B. Zajeganović-Ivančić, I. S. Reljin, B. D. Reljin // Journal of Automatic Control. – 2010. – Vol. 20. – Iss. 1. – P. 9–16. doi: 10.2298/JAC1001009K
15. Pakhomova, V. M. Intelligent routing in the network of information and telecommunication system of railway transport / V. M. Pakhomova, T. I. Skaballanovich, V. S. Bondareva // Наука та прогрес транспорту. – 2019. – № 2 (80). – P. 77–90. doi: 10.15802/stp2019/166092
16. Pakhomova, V. M. Optimal route definition in the network based on the multilayer neural model / V. M. Pakhomova, I. D. Tsykalo // Наука та прогрес транспорту. – 2018. – № 6 (78). – P. 126–142. doi: 10.15802/stp2018/154443
17. Sasikala, K. A neuro fuzzy based conditional shortest path routing protocol for wireless mesh network / K. Sasikala, V. Rajamani // International Journal of Enhanced Research in Management & Computer Applications. – 2013. – Vol. 2. – Iss. 5. – P. 1–10.
18. Schuler, W. H. A novel hybrid training method for hopfield neural networks applied to routing in communications networks / W. H. Schuler, C. J. A. Bastos-Filho, A. L. I. Oliveira // International Journal of Hybrid Intelligent Systems. – 2009. – Vol. 6. – Iss. 1. – P. 27–39. doi: 10.3233/his-2009-0074
19. Towards QoS-aware routing for DASH utilizing MPTCP over SDN / K. Herguner, R. S. Kalan, C. Cetinkaya, M. Sayit // IEEE Conference on Network Function Virtualization and Software Defined Networks (NFV-SDN) (6–8 Nov. 2017). – Berlin, Germany, 2017. – P. 1–6. doi: 10.1109/nfv-sdn.2017.8169844
20. Zhukovyts'kyu, I. Research of Token Ring network options in automation system of marshalling yard / I. Zhukovyts'kyu, V. Pakhomova // Transport Problems. – 2018. – Vol. 13. – Iss. 2. – P. 149–158.

В. Н. ПАХОМОВА<sup>1\*</sup>, Е. С. МАНДЫБУРА<sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup>Каф. «Електронні вычислительные машины», Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна, ул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 89, ел. пошта viknikpakh@gmail.com, ORCID 0000-0002-0022-099X

<sup>2\*</sup>Каф. «Електронні вычислительные машины», Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна, ул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 89, ел. пошта mandybura1994@gmail.com, ORCID 0000-0002-7134-9416

## ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНОГО МАРШРУТА В ИНФОРМАЦИОННОЙ СЕТИ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОНЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ

**Цель.** Современные алгоритмы выбора кратчайшего маршрута, например, алгоритмы Беллмана–Форда и Дейкстры, которые в настоящее время широко используют в протоколах маршрутизации (RIP, OSPF), не всегда приводят к эффективному результату. Поэтому возникает необходимость исследования возможности организации маршрутизации в сети информационно-телекоммуникационной системы (ИТС) железнодорожного транспорта с помощью методов искусственного интеллекта. **Методика.** На основе созданной в моделирующей системе OPNET имитационной модели рассмотрен фрагмент сети ИТС железнодорожного транспорта и сформированы следующие выборки: обучающая; тестирующая; контрольная. Для моделирования в системе MatLAB нейронечеткой сети (гибридной системы) на вход подаются следующие параметры: длина пакета (3 терм-множества); интенсивность трафика (5 терм-множеств); количество промежуточных маршрутизаторов, составляющих маршрут (4 терм-множества). В качестве результирующей характеристики принято время пребывания пакета в маршрутизаторах по маршруту его следования в сети ИТС (4 терм-множества). На основе полученного времени пребывания пакета в маршрутизаторах и задержек в очереди на маршрутизаторах, составляющих различные пути (с одинаковым количеством маршрутизаторов) определен оптимальный маршрут. **Результаты.** Для рассматриваемого фрагмента ИТС железнодорожного транспорта осуществлен прогноз времени пребывания пакета в маршрутизаторах по маршруту его следования на основе нейронечеткой сети, созданной в системе MatLAB. Проведено исследование средней погрешности обучения нейронечеткой сети при различных функциях принадлежности и разных методов оптимизации обучения. Обнаружено, что наименьшее значение средней погрешности обучения предоставляет нейронечеткая сеть конфигурации 3–12–60–60–1 при использовании симметричной Гауссовской функции принадлежности с гибридным методом оптимизации. **Научная новизна.** По сценариям RIP и OSPF на созданной в моделирующей системе OPNET имитационной модели получены следующие характеристики: средняя нагрузка сервера; среднее время обработки пакетов маршрутизатором; среднее время ожидания пакетов в очереди; среднее количество потерянных пакетов; время конвергенции сети. Определено, что наилучшие результаты дает имитационная модель сети по сценарию OSPF. Предложенная интегрированная система маршрутизации в сети ИТС железнодорожного транспорта, в основу которой положены созданные нейронечеткие модели, определяет оптимальный маршрут в сети быстрее по сравнению с существующим протоколом маршрутизации OSPF. **Практическая значимость.** Интегрированная система маршрутизации в ИТС железнодорожного транспорта позволит в реальном времени определить оптимальный маршрут в сети с одинаковым количеством маршрутизаторов, составляющих путь прохождения пакета.

**Ключевые слова:** маршрутизация; протокол OSPF; имитационная модель; гибридная система; терм; функция принадлежности; выборка; погрешность

В. М. ПАХОМОВА<sup>1\*</sup>, У. С. МАНДЫБУРА<sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup>Dep. «Electronic Computing Machines», Dnipro National University of Railway Transport named after Academician V. Lazaryan, Lazaryan St., 2, 49010, Dnipro, Ukraine, tel. +38 (056) 373 15 89, e-mail viknikpakh@gmail.com, ORCID 0000-0002-0022-099X

<sup>2\*</sup>Dep. «Electronic Computing Machines», Dnipro National University of Railway Transport named after Academician V. Lazaryan, Lazaryan St., 2, 49010, Dnipro, Ukraine, tel. +38 (056) 373 15 89, e-mail mandybura1994@gmail.com, ORCID 0000-0002-7134-9416



## OPTIMAL ROUTE DEFINITION IN THE RAILWAY INFORMATION NETWORK USING NEURAL-FUZZY MODELS

**Purpose.** Modern algorithms for choosing the shortest route, for example, the Bellman-Ford and Dijkstra algorithms, which are currently widely used in existing routing protocols (RIP, OSPF), do not always lead to an effective result. Therefore, there is a need to study the possibility of organizing routing in the railway network of information and telecommunication system (ITS) using the methods of artificial intelligence. **Methodology.** On the basis of the simulation model created in the OPNET modeling system a fragment of the ITS railway network was considered and the following samples were formed: training, testing, and control one. For modeling a neural-fuzzy network (hybrid system) in the the MatLAB system the following parameters are input: packet length (three term sets), traffic intensity (five term sets), and the number of intermediate routers that make up the route (four term sets). As the resulting characteristic, the time spent by the packet in the routers along its route in the ITS network (four term sets) was taken. On the basis of a certain time of packet residence in the routers and queue delays on the routers making up different paths (with the same number of the routers) the optimal route was determined. **Findings.** For the railway ITS fragment under consideration, a forecast was made of the packet residence time in the routers along its route based on the neural-fuzzy network created in the MatLAB system. The authors conducted the study of the average error of the neural-fuzzy network's training with various membership functions and according to the different methods of training optimization. It was found that the smallest value of the average learning error is provided by the neuro-fuzzy network configuration 3–12–60–60–1 when using the symmetric Gaussian membership function according to the hybrid optimization method. **Originality.** According to the RIP and OSPF scenarios, the following characteristics were obtained on the simulation model created in the OPNET simulation system: average server load, average packet processing time by the router, average waiting time for packets in the queue, average number of lost packets, and network convergence time. It was determined that the best results are achieved by the simulation network model according to the OSPF scenario. The proposed integrated routing system in the ITS network of railway transport, which is based on the neural-fuzzy networks created, determines the optimal route in the network faster than the existing OSPF routing protocol. **Practical value.** An integrated routing system in the ITS system of railway transport will make it possible to determine the optimal route in the network with the same number of the routers that make up the packet path in real time.

*Key words:* routing; OSPF protocol; simulation model; hybrid system; term; membership function; sample; error

### REFERENCES

21. Aslanov, A. M., & Solodovnik, M. S. (2014). Issledovanie intellektualnogo podkhoda v marshrutizatsii kompyuternykh setey. *Elektrotekhnicheskie i kompyuternye sistemy*, 16(92), 93-100. (in Russian)
22. Kovalenko, T. A. (2012). *Razrabotka i issledovanie integrirovannoy sistemy marshrutizatsii v kompyuter-nykh setyakh*. (Avtoreferat dysertatsii kandydata tekhnichnykh nauk). SGU, Samara. (in Russian)
23. Kolesnikov, K. V., Karapetian, A. R., & Bahan, V. Y. (2016). Analiz rezultativ doslidzhennia realizatsii zadachi marshrutyzatsii na osnovi neironnykh merezh ta henetychnykh alhorytmiv. *Visnyk Cherkaskogo derzhavnogo tehnologichnogo universitetu. Seria: Tehnichni nauky*, 1, 28-34. (in Ukrainian)
24. Kutyркин, A. V., & Semin, A. V. (2007). *Ispolzovanie neyronnoy seti Khopfilda dlya resheniya optimizatsionnykh zadach marshrutizatsii: Metodicheskie ukazaniya*. Moscow: Izdatelstvo Moskovskogo gosudarstvennogo universiteta putey soobshcheniya. (in Russian)
25. Nikitchenko, V. V. (2010). *Utility modeliruyushchey sistemy Opnet Modeler*. Odessa: Odesskaya natsionalnaya akademiya svyazi im. A. S. Popova. (in Russian)
26. Pavlenko, M. A. (2011). Analysis opportunities of artificial neural networks for solving single-path routing in telecommunication network. *Problemy telekomunikatsii*, 2(4). Retrieved from <http://pt.journal.kh.ua/index/0-139> (in Russian)
27. Pakhomova, V. M. (2018). *Doslidzhennia informatsiino-telekomunikatsiinoi systemy zaliznychnoho transportu z vykorystanniam shtuchnogo intelektu: monohrafiia*. Dnipro: Standart-Servis. (in Ukrainian)
28. Bryndas, A. M., Rozhak, P. I., Semenishin, N. O., & Kurka, R. R. (2016). Implementing of the Problem of Choosing the Optimal Flight Rout by a Hopfield Neural Network. *The Scientific Bulletin of UNFU*, 26.1, 357-363. (in Ukrainian)
29. Tarasyan, V. S. *Paket Fuzzy Logic Toolbox for MatLAB: uchebnoe posobie*. (2013) Yekaterinburg: Izdatelstvo: UrGUPS. (in Russian)

## ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

30. Shtovba, S. D. (2007). *Proektirovanie nechetkikh sistem sredstvami MatLAB*. Moscow: Goryachaya liniya–Telekom. (in Russian)
31. Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of National Academy of Sciences*, 79(8), 2554–2558. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554> (in English)
32. Iqbal, A., & Ali Khan, S. L. (2015). Performance Evaluation of Real Time Applications for RIP, OSPF and EIGRP for flapping links using OPNET Modeler. *International Journal of Computer Networks and Communications Security*, 3(1). Retrieved from: [http://www.ijcncs.org/published/volume3/issue1/p4\\_3-1.pdf](http://www.ijcncs.org/published/volume3/issue1/p4_3-1.pdf) (in English)
33. Kumar, M. V., & Lalitha, Dr. T. (2016). Soft Computing: Fuzzy Logic Approach in Wireless Sensors Networks. *Circuits and Systems*, 07(08), 1242–1249. doi: <https://doi.org/10.4236/cs.2016.78108> (in English)
34. Kojić, N. S., Zajeganović-Ivančić, M. B., Reljin, I. S., & Reljin B. D. (2010). New algorithm for packet routing in mobile ad-hoc networks. *Journal of Automatic Control*, 20(1), 9–16. doi: <https://doi.org/10.2298/jac1001009k> (in English)
35. Pakhomova, V. M., Skaballanovich, T. I., & Bondareva, V. S. (2019). Intelligent routing in the network of information and telecommunication system of railway transport. *Science and Transport Progress*, 2(80), 77–90. doi: <https://doi.org/10.15802/stp2019/166092> (in English)
36. Pakhomova, V. M. & Tsykalo, I. D. (2018). Optimal route definition in the network based on the multilayer neural model. *Science and Transport Progress*, 6(78), 126–142. doi: <https://doi.org/10.15802/stp2018/154443> (in English)
37. Sasikala, K. & Rajamani, V. (2013). A neuro fuzzy based conditional shortest path routing protocol for wireless mesh network. *International Journal of Enhanced Research in Management & Computer Applications*, 2(5), 1–10. (in English)
38. Schuler, W. H., Bastos-Filho, C. J. A., & Oliveira, A. L. I. (2009). A novel hybrid training method for hopfield neural networks applied to routing in communications networks. *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*, 6(1), 27–39. doi: <https://doi.org/10.3233/his-2009-0074> (in English)
39. Herguner, K., Kalan, R. S., Cetinkaya, C., & Sayit, M. (2017). Towards QoS-aware routing for DASH utilizing MPTCP over SDN. *2017 IEEE Conference on Network Function Virtualization and Software Defined Networks (NFV-SDN)*. doi: <https://doi.org/10.1109/nfv-sdn.2017.8169844> (in English)
40. Zhukovyts'kyi, I. & Pakhomova, V. (2018). Research of Token Ring network options in automation system of marshalling yard. *Transport Problems*, 13(2), 145–154. (in English)

Надійшла до редколегії: 15.05.2019

Прийнята до друку: 12.09.2019