

Пахомова В.М.

Дніпровський інститут інфраструктури і транспорту

Іванченко Д.В.

Дніпровський інститут інфраструктури і транспорту

ДОСЛІДЖЕННЯ СТРУКТУРИ МЕРЕЖІ MPLS НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ЗАСОБУ

На сучасному етапі в комп'ютерних мережах залізничного транспорту застосовується протокол OSPF, при використанні якого в реальному часі з'являється проблема завдяки постійним змінам обсягів передаваних даних, і для вирішення якої доцільно використання технології MPLS з створеним інтелектуальним засобом, що підтверджує актуальність теми. У якості математичного апарату для розв'язання задачі інжинірингу трафіку взято нейронну мережу конфігурації «11-X-Y-2», де 11 – кількість вхідних (input) нейронів (це параметри трьох потоків та двох тунелів); X – кількість прихованих шарів, що потребує подальшого дослідження; Y – загальна кількість прихованих нейронів, що потребує додаткового дослідження; 2 – кількість вихідних (output) нейронів. У роботі за допомогою мови Python створено відповідну програмну модель «Stream_TE-tunnel», на якій проведено дослідження похибки нейронних мереж за різною кількістю прихованих шарів (1, 2, 3 та 4) з різною кількістю нейронів на кожному прихованому шарі (16, 32, 64, 128 та 256) при використанні різних функцій активації нейронів на прихованих шарах (ReLU, Leaky ReLU, Sigmoid, Tanh, ELU та Swish) та різних алгоритмів навчання (SGD, Adam, RMSprop, Adagrad, Nadam, Adamdelta та Ftrl) на вибірках різної довжини (360, 1800, 3600, 7200, 10800, 14400, 18000, 21600, 25200 та 28800 прикладів). Для нейронної мережі конфігурації «11-256-128-2» (256 – кількість нейронів першого прихованого шару; 128 – кількість нейронів другого прихованого шару) при використанні функції активації ReLU на прихованих шарах та функції активації Linear на результуючому шарі за алгоритмом навчання Adam проведено дослідження залежності якості розв'язання задачі інжинірингу трафіку від послідовності обробки потоків в мережі MPLS. Визначено, що максимальний коефіцієнт навантаження тунелю на створеній програмній моделі «Stream_TE-tunnel» склав 0,748, що відрізняється від теоретичного значення приблизно на 2,8%. Таким чином, у роботі проведено дослідження одного із можливих варіантів структури мережі MPLS на залізничному транспорті з використанням створеного інтелектуального засобу для розподілу трьох потоків по двом тунелям при відомих значеннях середніх швидкостей потоків і пропускних спроможностей тунелів.

Ключові слова: домен MPLS, LER, LSR, потік, середня швидкість, TE-тунель, пропускна спроможність, коефіцієнт навантаження, нейронна мережа, похибка.

Постановка проблеми. На сучасному етапі в інформаційно-телекомунікаційній системі (ІТС) залізничного транспорту України у якості протоколу маршрутизації використовується протокол OSPF (Open Shortest Path First) [2, с. 19], в основі якого використання алгоритму вибору найкоротшого маршруту. У реальному часі збільшення потоків даних в ІТС призведе до появи пікових навантажень, які в свою чергу ведуть до істотних затримок на маршрутизаторах, що складають оптимальний шлях в комп'ютерній мережі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Нам відомо про існування технології MPLS

(Multiprotocol Label Switching) – це спосіб маршрутизації трафіку, який поєднує найкращі риси IP і комутації каналів [4, с. 1; 6, с. 1]. Замість того, щоб кожного разу аналізувати IP-адресу, маршрутизатори використовують короткі мітки, що пришвидшує передачу даних та знижує навантаження на мережеве обладнання. У свою чергу використання технології MPLS в ІТС залізничного транспорту України призведе до наступних переваг [3, с. 1]: підтримка високої швидкості передачі (завдяки міткам маршрутизатори швидко приймають рішення, що значно знижує затримки); підтримка QoS (класи обслуговування дозволяють

розставляти пріоритети); організація інженерії трафіку (можливість вказати, яким шляхом має рухатися трафік, що дозволяє уникнути перевантаження ділянок); масштабованість MPLS VPN (створення віртуальних приватних мереж поверх єдиної фізичної інфраструктури); отримання протокової гнучкості (MPLS не прив'язаний до одного мережевого протоколу, що спрощує інтеграцію нових технологій). Відомо, що організація інженерії трафіку в MPLS здійснюється вручну [1, с. 143], але на сучасному етапі це можливо зробити за допомогою нейромережних засобів [5, с. 391; 7, с. 3]. Однак, разом з тим важливим недоліком таких методик є відсутність універсальності їх застосування при визначенні ТЕ-тунелю в мережах з різною структурою домену MPLS при обробці різної кількості потоків, що потребує проведення додаткових досліджень стосовно визначення конфігурації нейронної мережі (НМ) та її оптимальних параметрів.

Постановка завдання. Проведені дослідження ставили за мету дослідження структури мережі MPLS в ІТС залізничного транспорту з використанням створеного інтелектуального засобу. Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі: запропонувати конфігурацію НМ для обробки трьох потоків на основі

використання двох ТЕ-тунелів; розробити програмну модель, основу якої складає НМ запропонованої конфігурації; на створеній програмній моделі при виконанні машинного навчання визначити оптимальні параметри запропонованої НМ, що забезпечить достатньо високу точність визначення ТЕ-тунелю; провести дослідження залежності якості розв'язання задачі інжинірингу трафіку від послідовності обробки потоків в мережі MPLS.

Виклад основного матеріалу. 1. Постановка задачі. На рис. 1 представлена загальна структура гіпотетичної мережі MPLS на залізничному транспорті. Комп'ютерна мережа ІТС залізничного транспорту може бути подана у вигляді зваженого орієнтованого графа $G=(R,L)$, де R – множина вершин, кількість яких дорівнює N , кожна вершина представляє собою вузол (маршрутизатор) мережі; L – множина дуг, що моделюють канали зв'язку між вузлами, загальна кількість яких дорівнює M .

Кожному каналу зв'язку (ребру графа) відповідає певна вага, яка відображає його пропускну здатність – тобто максимальний обсяг даних, що може передаватися через нього за одиницю часу

$C = \{c_{ij}\}$ де c_{ij} пропускна спроможність каналу між вузлами i та j .

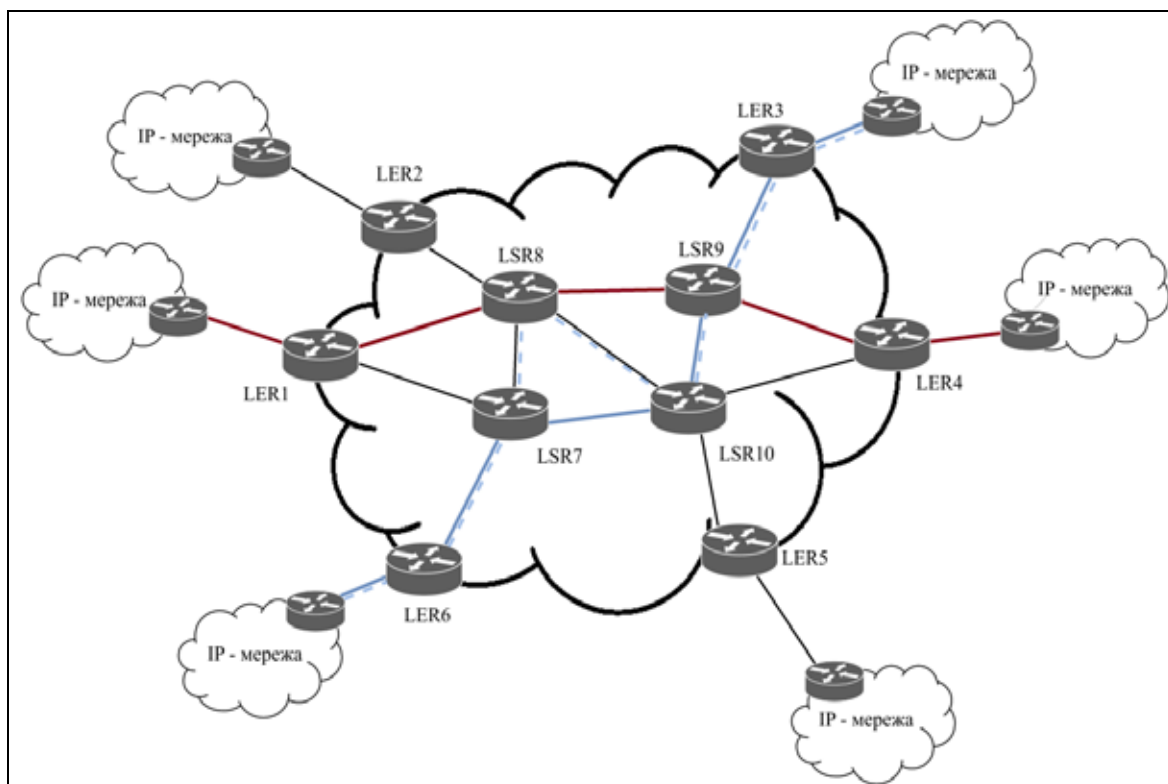


Рис. 1. Структура MPLS мережі на залізничному транспорті

Обов'язковою умовою є те, що швидкість потоку не повинна перевищувати пропускну здатність каналу, через який він передається

$b^s < c_{ij}$ де b^s середня швидкість s -го потоку, c_{ij} пропускна спроможність каналу між вузлами i та j .

Порушення цього обмеження призводить до неможливості передати трафік через даний канал. Рівень використання каналу обчислюється за допомогою коефіцієнта використання

$k_{ij}^s = \frac{b^s}{c_{ij}}$ де k_{ij}^s коефіцієнт використання каналу (i,j) потоком s ; b^s швидкість потоку; c_{ij} пропускна спроможність відповідного каналу.

Для вибору тунелю враховується коефіцієнт його завантаження

$K = \max_s \{K^s\}$ де K – загальний коефіцієнт завантаження тунелю, $K^s = \sum k_{ij}^s$

Розв'язання задачі інжинірингу трафіку передбачає знаходження оптимального розподілу потоків у мережі. При цьому критерієм оптимальності є мінімізація максимального коефіцієнта використання тунелю серед усіх допустимих варіантів маршрутизації

$$\min_i \{K^i\}$$

2. Математичний апарат. У якості методу дослідження використано НМ конфігурації

«11-256-128-2», де 11 – кількість вхідних (input) нейронів; 256 – кількість нейронів першого прихованого шару; 128 – кількість нейронів другого прихованого шару; 2 – кількість вихідних (output) нейронів, що відображена на рис. 2. Перший шар НМ має наступні нейрони: X1 – швидкість потоку № 1; X2 – позиція потоку № 1 в загальній черзі потоків; X3 – належність потоку № 1 до тунелю; X4 – швидкість потоку № 2; X5 – позиція потоку № 2 в загальній черзі потоків; X6 – належність потоку № 2 до тунелю; X7 – швидкість потоку № 3; X8 – позиція потоку № 3 в загальній черзі потоків; X9 – належність потоку № 3 до тунелю; X10 – максимальна пропускна здатність тунелю А; X11 – максимальна пропускна здатність тунелю В. Результуючий шар має нейрони Y1 і Y2; це коефіцієнти завантаженості тунелів А та В відповідно.

3. Загальна вибірка. Складено загальну вибірку з 54000 прикладів (шляхом комбінування 36 різних сценаріїв з 1500 випадково згенерованими даними); кожен із прикладів має 11 ознак та 2 результуючих характеристики, що показано на рис. 3.

На основі загальної вибірки формуються наступні вибірки: навчальна – 70 %; валідаційна – 15 %; тестувальна – 15 %.

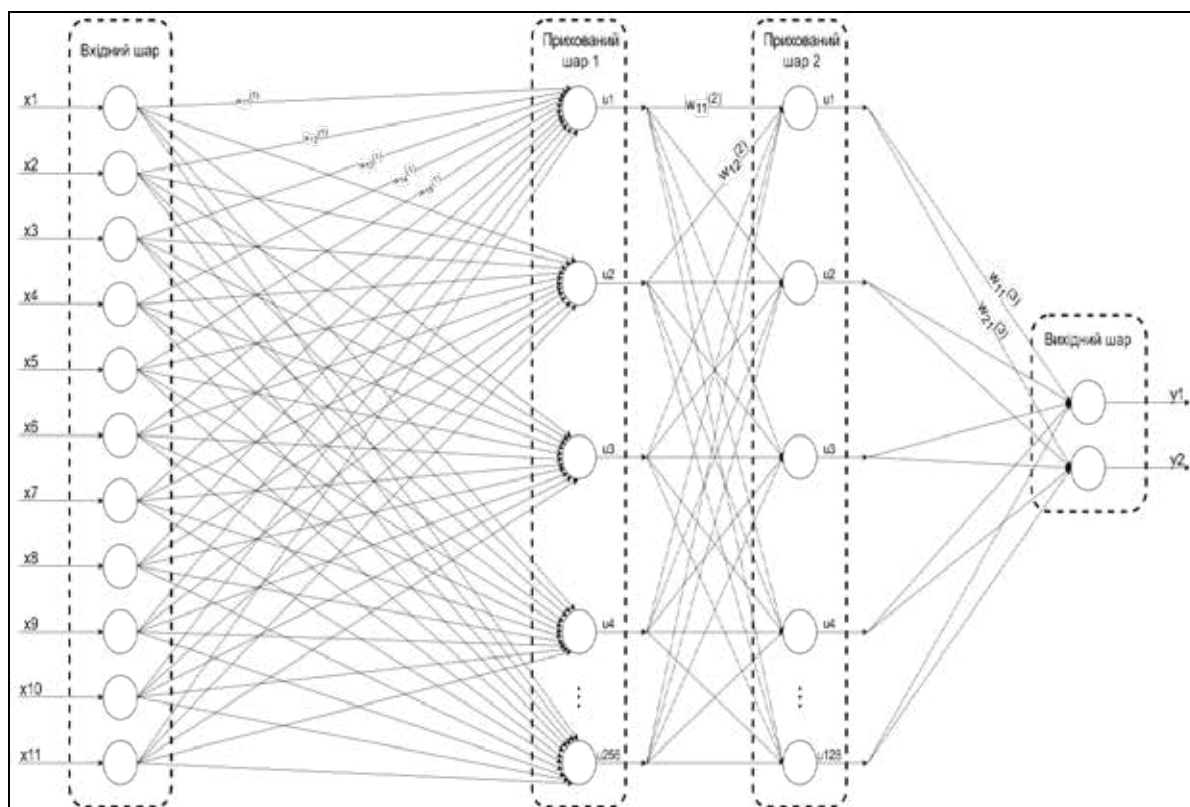


Рис. 2. НМ конфігурації «11-256-128-2»

f1_speed, f1_pos, f1_tunnel, f2_speed, f2_pos, f2_tunnel, f3_speed, f3_pos, f3_tunnel, tunnelA_capacity, tunnelB_capacity, loading_A, loading_B

4.48, 1, 0, 0.09, 2, 0, 2.83, 3, 1, 211.97, 112.45, 0.0216, 0.0252

Рис. 3. НМ: структура навчального прикладу вибірки

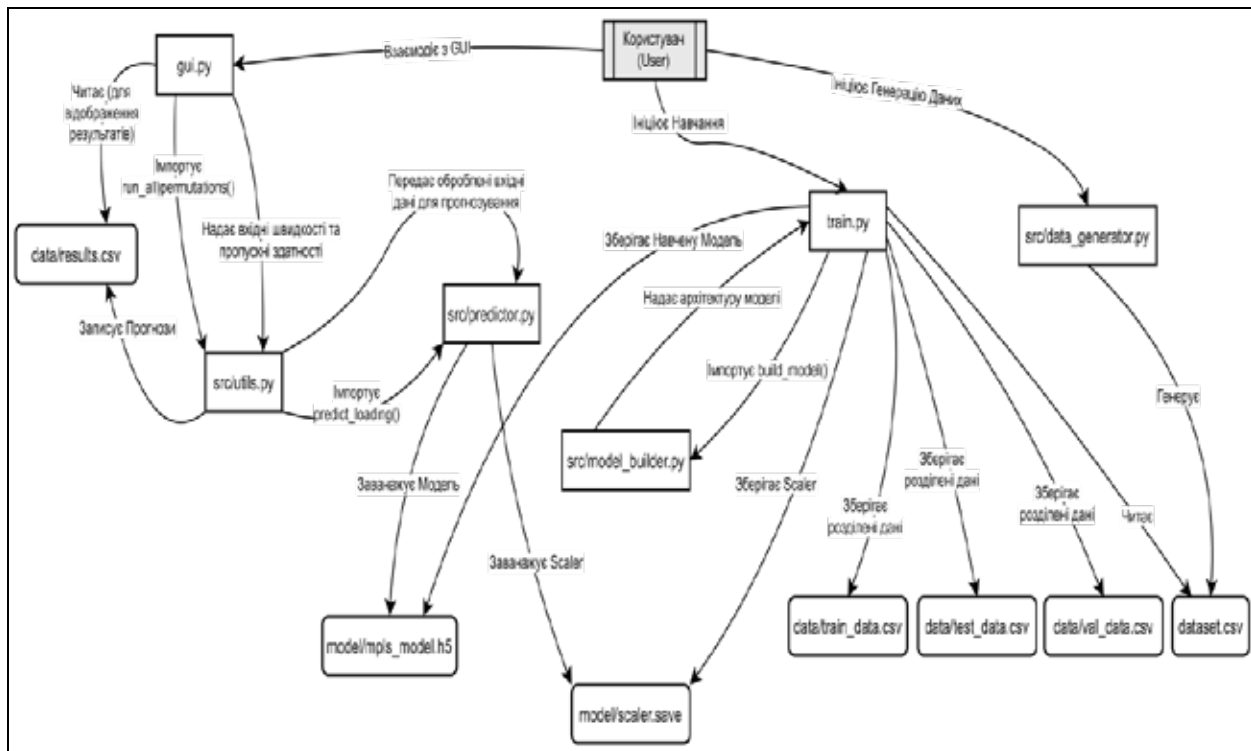


Рис. 4. Структура створеної програмної моделі «Stream_TE-tunnel»

4. Програмна модель. За допомогою мови Python створено програмну модель «Stream_TE-tunnel», загальну структуру якої відображено на рис. 4.

5. Визначення оптимальних параметрів НМ. На створеній програмній моделі «Stream_TE-tunnel» проведено дослідження похибки НМ за різною кількістю прихованих шарів (1, 2, 3 та 4) з різною кількістю нейронів на кожному прихованому шарі (16, 32, 64, 128 та 256) при використанні різних функцій активації нейронів на прихованих шарах (ReLU, Leaky ReLU, Sigmoid, Tanh, ELU та Swish) та різних алгоритмів навчання (SGD, Adam, RMSprop, Adagrad, Nadam, Adamdelta та Ftrl) на вибірках різної довжини (360, 1800, 3600, 7200, 10800, 14400, 18000, 21600, 25200 та 28800 прикладів).

Найкращі результати зафіксовані при використанні наступних комбінацій функцій активації нейронів прихованих шарів: ReLU-ELU-ReLU-Swish (1,25595) та Swish-ReLU-Swish-Swish (1,25847), які показали одні з найменших значень

похибок НМ. Nadam є оптимальнішим алгоритмом навчання (оптимізатором) для даної конфігурації НМ, досягнувши найменшої валідаційної похибки (1,5301). Найменшу валідаційну похибку (0,37988) було досягнуто при 700 зразках (25200 прикладів).

6. Дослідження залежності якості розв'язання задачі інженірингу трафіка від послідовності обробки потоків в мережі MPLS, результати якого зведені до табл. 1. У якості прикладу на рис. 5 наведені отримані результати на створеній програмній моделі (п'ятий прогін). Із таблиці видно, що найкращими є варіанти 3 та 4 (максимальний коефіцієнт навантаження складає 0,727), що незначно відрізняється від 0,748 (варіант 4 на створеній програмній моделі «Stream_TE-tunnel»).

Таким чином, проведено дослідження одного із можливих варіантів загальної структури мережі MPLS на залізничному транспорті з використанням розробленого інтелектуального засобу (рис. 6).

Отримані результати дослідження

Вар.	Черга потоків	Середня швидкість потоку, Мбіт/с	Коефіцієнт завантаження тунелів через вузли:		Максим. коефіцієнт навантаження
			3→9→10→7→6 (тунель А)	3→9→10→8→7→6 (тунель В)	
1	№ 1	30		0,857	0,857
	№ 2	20	0,364		
	№ 3	10	0,545		
2	№ 1	30		0,857	0,857
	№ 3	10	0,182		
	№ 2	20	0,545		
3	№ 2	20		0,571	0,727
	№ 1	30	0,545		
	№ 3	10	0,727		
4	№ 2	20		0,571	0,727
	№ 3	10	0,182		
	№ 1	30	0,727		
5	№ 3	10		0,286	0,909
	№ 1	30	0,545		
	№ 2	20	0,909		
6	№ 3	10		0,286	0,909
	№ 2	20	0,364		
	№ 1	30	0,909		

Прогон	Варіант	Коефіцієнт А	Коефіцієнт В	Макс. коефіцієнт
5.0	1.0	0.54	0.84	0.84
5.0	2.0	0.537	0.837	0.837
5.0	3.0	0.749	0.544	0.749
5.0	4.0	0.748	0.54	0.748
5.0	5.0	0.886	0.273	0.886
5.0	6.0	0.888	0.273	0.888

Рис. 5. Отримані результати на програмній моделі : п'ятий прогін

Висновки

1. У якості основного методу розв'язання задачі інжинірингу трафіку в мережі MPLS на залізничному транспорті взято НМ конфігурації «11-X-Y-2», де 11 – кількість вхідних (input) нейронів (це параметри трьох потоків та двох тунелів); X – кількість прихованих шарів, що потребує подальшого дослідження; Y – загальна кількість прихованих нейронів, що потребує додаткового дослідження; 2 – кількість вихідних (output) нейронів. Сформовано загальну вибірку розміром 54000 прикладів (шляхом комбінування 36 різних сценаріїв з 1500 випадково згенерованими даними).

2. За допомогою мови Python створено програмну модель «Stream_TE-tunnel», основу якої складає НМ конфігурації «11-X-Y-2». На створеній програмній моделі «Stream_TE-tunnel» визначені оптимальні параметри НМ: конфігурація «11-256-128-2» (256 – кількість нейронів першого прихованого шару, 128 – кількість нейронів дру-

гого прихованого шару); функція активації ReLU на прихованих шарах та функція активації Linear на результуючому шарі; алгоритм навчання – Adam; довжина вибірки із 25200 прикладів, при цьому значення MAE склало приблизно 0,0195 протягом 2000 епох.

3. Проведено дослідження залежності якості розв'язання задачі інжинірингу трафіку від послідовності обробки потоків в мережі MPLS залізничного транспорту. Визначено, що для найкращого варіанту максимальний коефіцієнт навантаження ТЕ-тунелю складає 0,727; на створеній програмній моделі «Stream_TE-tunnel» – 0,748.

4. Запропонований варіант загальної структури гіпотетичної мережі MPLS в ІТС залізничного транспорту з використанням розробленого нейромережного засобу для розподілу трьох потоків за двома ТЕ-тунелями при відомих значеннях середніх швидкостей потоків та пропускних спроможностей тунелів.

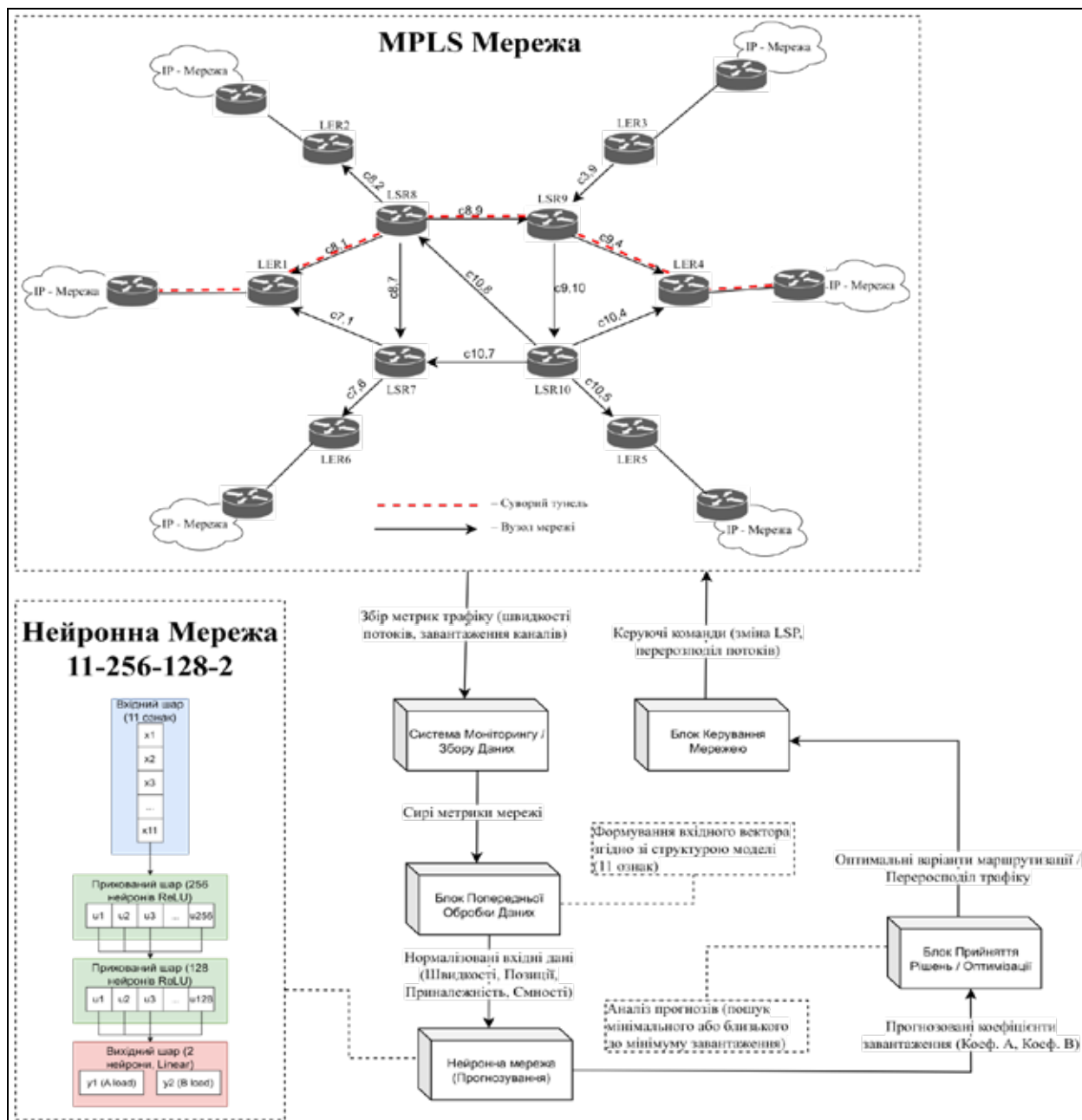


Рис. 6. Запропонований варіант інтелектуальної мережі MPLS: LER (Label Edge Router); LSR (Label Switch Router)

Список літератури:

1. Пахомова В.М. Дослідження інжинірингу трафіка в комп'ютерній мережі Укрзалізниці за технологією MPLS TE. *Наука та прогрес транспорту: Вісник Дніпропетр. нац. ун-т. залізн. трансп.* 2015. Вип. 1(55). С. 139–147. DOI: 10.15802/STP2015/38262.
2. Пахомова В.М. Дослідження інформаційно-телекомунікаційної системи залізничного транспорту з використанням штучного інтелекту: монографія. Дніпро: Вид-во ПФ «Стандарт – Сервіс», 2018. 220 с.
3. Технологія MPLS в Україні: Застосування у 2025 році. URL: <https://surl.li/mbxoou> (дата звернення: 05.05.2025).
4. Herguner K., Kalan R.S., Cetinkaya C., Sayit M. Towards QoS-aware routing for DASH utilizing MPTCP over SDN. *IEEE Conference on Network Function Virtualization and Software Defined Networks (NFV-SDN)*. (Germany: Berlin, 6–8 Nov. 2017). P. 1–6. DOI: 10.1109/nfv-sdn.2017.8169844.

5. Mahul A., Aussem A. Neural-based quality of service estimation in MPLS routers. International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN). (Turkey: Istanbul, June 2003). Vol.: Supplementary Proceedings. P. 390–393. URL: <https://surl.li/kfanwk> (дата звернення: 05.04.2025).

6. Wu-Hsiao Hsua, Yuh-Pyng Shieha, Jenhui Chen. Multiple path selection algorithm for Diff Servaware MPLS traffic engineering. *Computer Communications*. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/5346/9a8d456c.pdf> (дата звернення: 11.03.2025).

7. Zhukovytsky I., Pakhomova V., Domanskay H., Nechaiev A. Distribution of information flows in the advanced network of MPLS of railway transport by means of a neural model. Energy-Optimal Technologies, Logistic and Safety on Transport (EOT): 2nd International Scientific and Practical Conference. (16 October 2019). *MATEC Web of Conferences* 294, 04007(2019). 7 p. URL: <https://doi.org/10.1051/mateconf/201929404007> (дата звернення: 10.02.2025).

Pakhomova V.M., Ivanchenko D.V. RESEARCH OF MPLS NETWORK STRUCTURE IN RAILWAY TRANSPORT USING INTELLECTUAL PROPERTY

At the present stage, the OSPF protocol is used in computer networks of railway transport, when used in real time, a problem arises due to constant changes in the volume of transmitted data, and to solve this problem, it is advisable to use MPLS technology with the created intelligent tool, which confirms the relevance of the topic. As a mathematical apparatus for solving the traffic engineering problem, a neural network of the configuration “11-X-Y-2” was taken, where 11 is the number of input neurons (these are the parameters of three flows and two tunnels); X is the number of hidden layers, which requires further research; Y is the total number of hidden neurons, which requires additional research; 2 is the number of output neurons. In the work, a corresponding software model “Stream_TE-tunnel” was created using the Python language, on which the error of neural networks with different numbers of hidden layers (1, 2, 3 and 4) with different numbers of neurons in each hidden layer (16, 32, 64, 128 and 256) was studied when using different activation functions of neurons in hidden layers (ReLU, Leaky ReLU, Sigmoid, Tanh, ELU and Swish) and different learning algorithms (SGD, Adam, RMSprop, Adagrad, Nadam, Adamdelta and Ftrl) on samples of different lengths (360, 1800, 3600, 7200, 10800, 14400, 18000, 21600, 25200 and 28800 examples). For a neural network of the configuration “11-256-128-2” (256 is the number of neurons in the first hidden layer; 128 is the number of neurons in the second hidden layer) using the ReLU activation function on the hidden layers and the Linear activation function on the resulting layer using the Adam learning algorithm, a study was conducted of the dependence of the quality of solving the traffic engineering problem on the sequence of processing flows in the MPLS network. It was determined that the maximum tunnel load factor on the created software model “Stream_TE-tunnel” was 0.748, which differs from the theoretical value by approximately 2.8%. Thus, the work investigated one of the possible options for the structure of the MPLS network in railway transport using the created intelligent tool for distributing three flows across two tunnels with known values of average flow speeds and tunnel throughputs.

Key words: MPLS domain, LER, LSR, flow, average speed, TE-tunnel, throughput, load factor, neural network, error.

Дата надходження статті: 25.07.2025

Дата прийняття статті: 31.07.2025

Опубліковано: 27.10.2025