

Пахомова В.М.

Український державний університет науки і технологій:
Дніпровський інститут інфраструктури і транспорту

Хрестян А.В.

Український державний університет науки і технологій:
Дніпровський інститут інфраструктури і транспорту

ДОСЛІДЖЕННЯ ДВОХ ПІДХОДІВ ЩОДО ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАТРИМКИ НА МАРШРУТИЗАТОРІ КОМП'ЮТЕРНОЇ МЕРЕЖІ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

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 нейромережної технології, що підтверджує актуальність теми. У роботі створено базу даних затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі залізничного транспорту. Проведений розрахунок показника Херста часового ряду затримок на маршрутизаторі показав, що він персистентний. Прогнозування затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі залізничного транспорту здійснено засобами нейронної мережі конфігурації «4-1-16-1» (перший підхід) та нейронечіткої мережі конфігурації «3-6-8-8-1» (другий підхід), що створені в середовищі MatLAB за допомогою додатків Neural Network Toolbox та Fuzzy Logic Toolbox відповідно. За першим підходом проведено дослідження середньоквадратичної похибки нейронної мережі при різній кількості прихованих нейронів (10, 50 та 90) за різними алгоритмами навчання (Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization та Scaled Conjugate Gradient). За другим підходом проведено дослідження середнього значення похибки нейронечіткої мережі при різних функціях приналежності нейронів за різними методами оптимізації навчання (гібридним та зворотного поширення помилки). На створених нейронних моделях визначені їх відповідні оптимальні параметри. Виконано оцінювання за допомогою MAPE прогнозу затримки на маршрутизаторі з використанням створених нейронних моделей. Визначено, що найменше значення MAPE при прогнозуванні затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці досягається на створеній нейронечіткій мережі конфігурації «3-6-8-8-1» в зрівнянні з прогнозованими значеннями затримок, що отримані на нейронній мережі конфігурації «4-1-16-1».

Ключові слова: маршрутизатор, база даних, затримка, прогнозування, показник Херста, MLP, ANFIS, оптимальні параметри, похибка, MAPE.

Постановка проблеми. Створення ефективної системи маршрутизації в комп'ютерних мережах залізничного транспорту вимагає застосування якісно нових підходів до визначення оптимального шляху, які повинні ґрунтуватися на адаптивних алгоритмах здатних до самонавчання. Найбільш перспективним напрямком у створенні подібних систем маршрутизації на основі прогнозування параметрів є застосування нейромережної технології.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На сучасному етапі в інформаційно-телекомунікаційній системі (ІТС) залізничного транспорту України у якості протоколу маршрутизації використовується протокол OSPF (Open Shortest Path First), 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. Відомо, що загалом для здійснення прогнозування доцільно використання нейронних мереж (НМ) [4-6]: багатошарового перцептрон (Multi Layer Perceptron, MLP); радіально-базисної мережі (Radial Basis Function Network, RBF); узагальнено-регресійної мережі (General Regression Neural Network, GRNN), а також нейронечіткої мережі (ННМ) [2-3, 7, 9-10]. На сьогодні відомо, що різні НМ/ННМ надають різні результати прогнозування. Однак, разом з тим важливим недоліком таких методик є відсутність універсальності їх застосування при визначенні оптимального

шляху з використанням різних метрик (кількість маршрутизаторів, затримки на маршрутизаторах, пропускна спроможність каналів, втрати на лінії та інші). Для прогнозування затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі залізничного транспорту засобами НМ та ННМ потребується проведення додаткових досліджень стосовно визначення їх оптимальних параметрів.

Постановка завдання. Проведені дослідження ставили за мету розвиток методики прогнозування затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі залізничного транспорту. Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі: створити базу даних, що зберігає значення затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці; провести розрахунок показника Херста часового ряду затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі; розробити методику прогнозування затримки на маршрутизаторі засобами НМ та ННМ; при виконанні машинного навчання визначити оптимальні параметри створених НМ та ННМ, що забезпечить достатньо високу точність прогнозування затримки.

Виклад основного матеріалу. Створено базу даних затримок на маршрутизаторах комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці, що були отримані на відповідній імітаційній моделі мережі в [10]. Для аналізу часового ряду значень затримок на маршрутизаторі використаний R/S-аналіз з розрахунком показника Херста [1]:

$$H = \log\left(\frac{R}{S}\right) / \log(aN),$$

де H – показник Херста; N – кількість періодів спостережень; a – задана константа (позитивне число); S – стандартне відхилення ряду спосте-

режень $X_1 \dots X_n$, що обчислюється за наступною формулою:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - X_{\text{сеп}})^2}.$$

Тоді розмах накопиченого відхилення можна розрахувати як:

$$R = \max_{1 \leq n \leq N} Z_n - \min_{1 \leq n \leq N} Z_n,$$

де R – розмах накопиченого відхилення; Z_n – накопичене відхилення ряду X від середнього значення, що визначається за формулою:

$$Z_n = \sum_{i=1}^n (X_i - X_{\text{сеп}}).$$

Значення показника Херста склало приблизно 0,59 ($a=0,25$; $N=120$), що перевищує 0,5; отже часовий ряд затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі персистентний і характеризується ефектом довгочасної пам'яті.

Відповідно до аналізу обсягу мережевого трафіку в ІТС Придніпровської залізниці, проведеного авторами в [9], для прогнозування (на один крок) затримки на маршрутизаторі досліджувалися два підходи: використання НМ (перший підхід) з глибиною занурення 4, що відповідає 20 хв.; використання ННМ (другий підхід) з глибиною занурення 3, що відповідає 15 хв.

Перший підхід. У якості методу дослідження використано НМ конфігурації «4-1-16-1», де 4 – кількість вихідних (input) нейронів; 1 – кількість прихованих шарів; 16 – кількість прихованих (hidden) нейронів; 1 – кількість результуючих (output) нейронів, що відображена на рис. 1.

Перший шар НМ має $X_1 \dots X_4$ нейрони (це затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі в моменти $(t-3)$, $(t-2)$, $(t-1)$, t . Результуючий

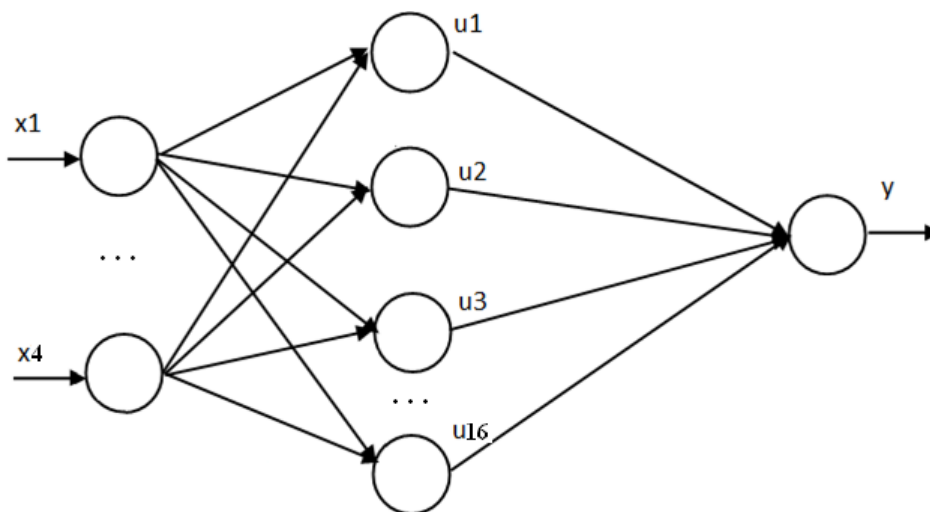


Рис. 1. НМ конфігурації «4-1-16-1»

шар має нейрон Y ; це затримка на маршрутизаторі в момент $(t+1)$.

На основі створеної бази даних складено загальну вибірку із 90 прикладів, фрагмент якої представлено на рис. 2.

За допомогою додатку Neural Network Toolbox системи MatLAB створено НМ конфігурації «4-1-16-1» [4], що відображено на рис. 3.

На створеній НМ конфігурації «4-1-X-1», де X – кількість прихованих нейронів, проведено дослідження часу (кількості епох) навчання при різних кількостях прихованих нейронів (10, 50 та 90) за різними алгоритмами навчання НМ (рис. 4).

Крім того, на створеній НМ конфігурації «4-1-X-1», де X – кількість прихованих нейронів, проведено також дослідження похибки (Mean Square Error, MSE) при різних кількостях прихованих нейронів (10, 50 та 90) за різними алгоритмами навчання НМ. За алгоритмом Scaled Conjugate Gradient потребується значна більша кількість епох навчання НМ конфігурації «4-1-X-1, тому доречно використання таких алгоритмів як Levenberg-Marquardt та Bayesian Regularization, але при цьому алгоритм Levenberg-Marquardt надав менше значення MSE.

Другий підхід. У якості методу дослідження використано НМ конфігурації «3-6-8-8-1», де 3 – кількість нейронів першого шару (input); 6 – кількість нейронів другого шару (inputmf); 8 – кількість нейронів третього шару (rule); 8 – кількість нейронів четвертого шару (outputmf); 1 – кількість нейронів п'ятого шару (output), що відображена на рис. 5. У першому шарі $X(t-3)$, $X(t-2)$, $X(t-1)$, що відповідають значенням затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі в часові моменти $t-3$, $t-2$, $t-1$ відповідно. Загальна кількість нейронів другого шару дорівнює 6, тому що кожній вихідній змінній відповідає 2 терми (MIN та MAX). Третій шар – це параметричний шар, який включає адаптацію лінійної ваги, що визначає функцію виведення моделі TSK. Четвертий шар не є параметричним; кількість правил можна знайти як $2^3=8$. П'ятий шар є нормалізуючим, він має один вузол, який відповідає результуючому нейрону $X(t)$ – це спрогнозоване значення затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі в часовий момент t ; цей шар також не є параметричним.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
	X(t-3)	X(t-2)	X(t-1)	x(t)	X(t-3)	X(t-2)	X(t-1)	x(t)	X(t-3)	X(t-2)	X(t-1)	x(t)	X(t-3)	X(t-2)	X(t-1)	x(t)
Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number	Number
1	676	680	675	667	675	677	679	699	687	684	681	676	660	670	674	688
2	734	739	726	722	741	736	729	754	729	736	728	724	715	691	723	731
3	792	798	777	777	807	795	779	809	771	788	775	772	770	752	772	788
4	850	857	828	832	873	854	829	864	813	840	822	820	825	813	821	829
5	908	916	879	887	939	913	879	919	855	892	869	868	880	874	878	888
6	966	975	910	942	1005	973	929	974	897	944	916	916	915	915	919	931
7	1024	1034	981	997	1071	1051	979	1029	939	996	963	964	990	996	988	988
8	1082	1093	1052	1052	1137	1090	1029	1084	981	1048	1010	1012	1045	1057	1017	1031
9	1140	1152	1080	1107	1200	1149	1079	1139	1023	1100	1057	1060	1100	1118	1066	1088
10	1198	1211	1134	1162	1269	1208	1129	1194	1065	1152	1104	1108	1155	1179	1115	1131
11	1256	1270	1185	1217	1325	1267	1179	1240	1107	1204	1151	1156	1210	1240	1164	1188
12	1314	1329	1238	1272	1401	1328	1229	1304	1149	1256	1198	1204	1265	1301	1213	1231
13	1372	1388	1287	1327	1467	1385	1279	1359	1191	1308	1245	1252	1320	1362	1262	1288
14	1430	1447	1338	1382	1533	1444	1329	1414	1233	1360	1292	1300	1375	1423	1311	1331
15	1488	1506	1389	1437	1599	1503	1379	1469	1275	1412	1339	1348	1430	1484	1360	1388
16	1546	1565	1440	1492	1665	1562	1429	1524	1317	1464	1396	1396	1485	1545	1409	1431
17	1604	1624	1491	1547	1731	1621	1479	1579	1359	1516	1433	1444	1540	1606	1458	1488
18	1662	1683	1542	1602	1797	1680	1529	1634	1401	1568	1480	1492	1595	1667	1507	1531

Рис. 2. НМ: загальна вибірка

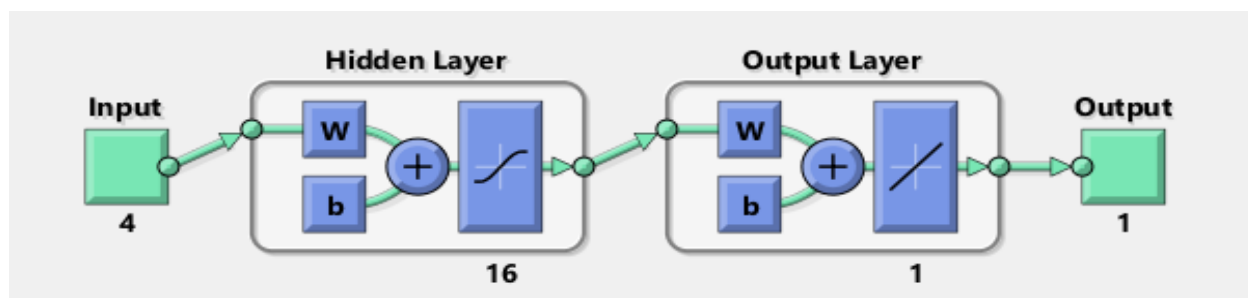


Рис. 3. Структура створеної НМ в MatLAB

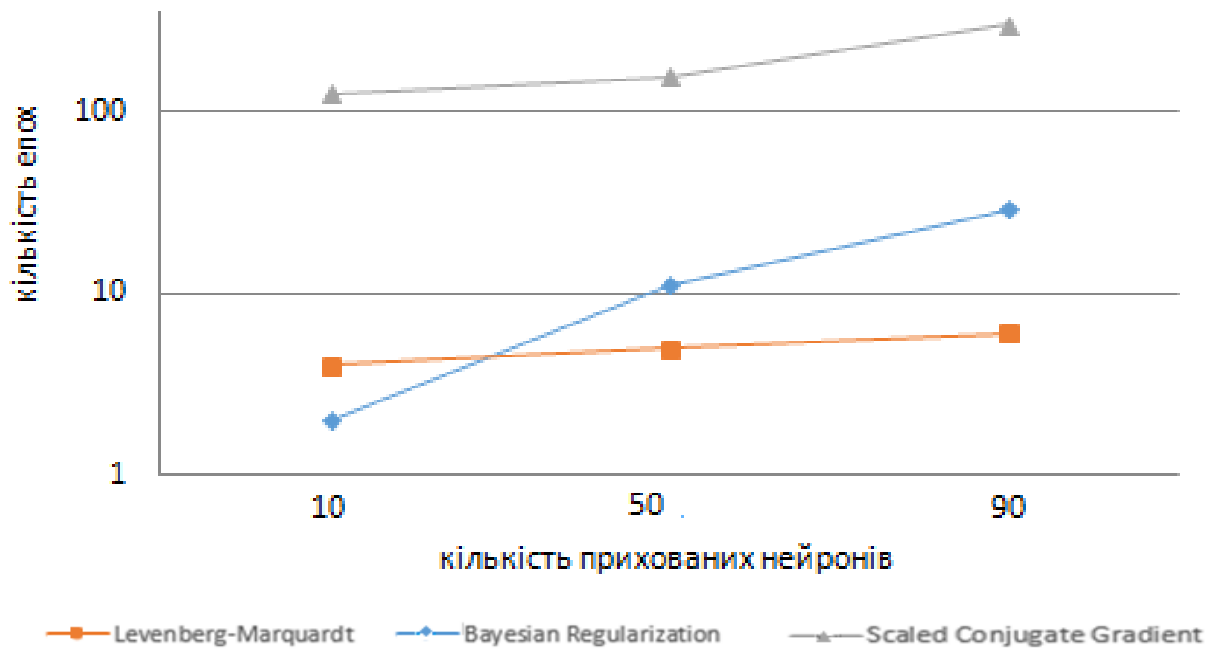


Рис. 4. Кількість епох НМ конфігурації «4-1-X-1» за алгоритмами:

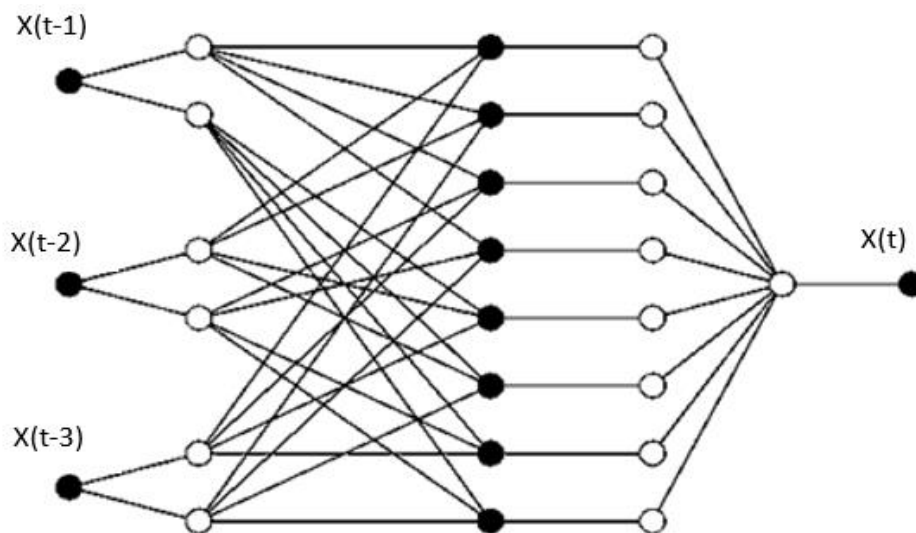


Рис. 5. НМ конфігурації «3-6-8-8-1»

У середовищі MatLAB за допомогою додатку Fuzzy Logic Toolbox створено в [8] НМ (Adaptive-Neural-Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS) відповідної структури за алгоритмом Сугено; закладена система правил показано на рис. 6. Навчання НМ проводилося протягом 40 епох на вибірці, що складалася із 90 прикладів.

На створеній НМ проведено дослідження її похибки за різними методами оптимізації навчання: гібридному (Hybrid); зворотного поширення помилки (Backpropa), при цьому найменше значення похибки навчання НМ отримано при гібридному методі. Крім того, проведено дослі-

дження похибки НМ при використанні різних функцій приналежності нейронів за гібридним методом оптимізації навчання; при використанні трикутної функції приналежності нейронів отримано найменше значення похибки НМ.

Оцінка точності прогнозування на створених НМ/НМ. На створених НМ та НМ при визначених оптимальних параметрах обчислено значення MAPE (Mean Absolute Percentage Error) за наступною формулою:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Z(t) - Z_1(t)|}{Z(t)} \cdot 100,$$

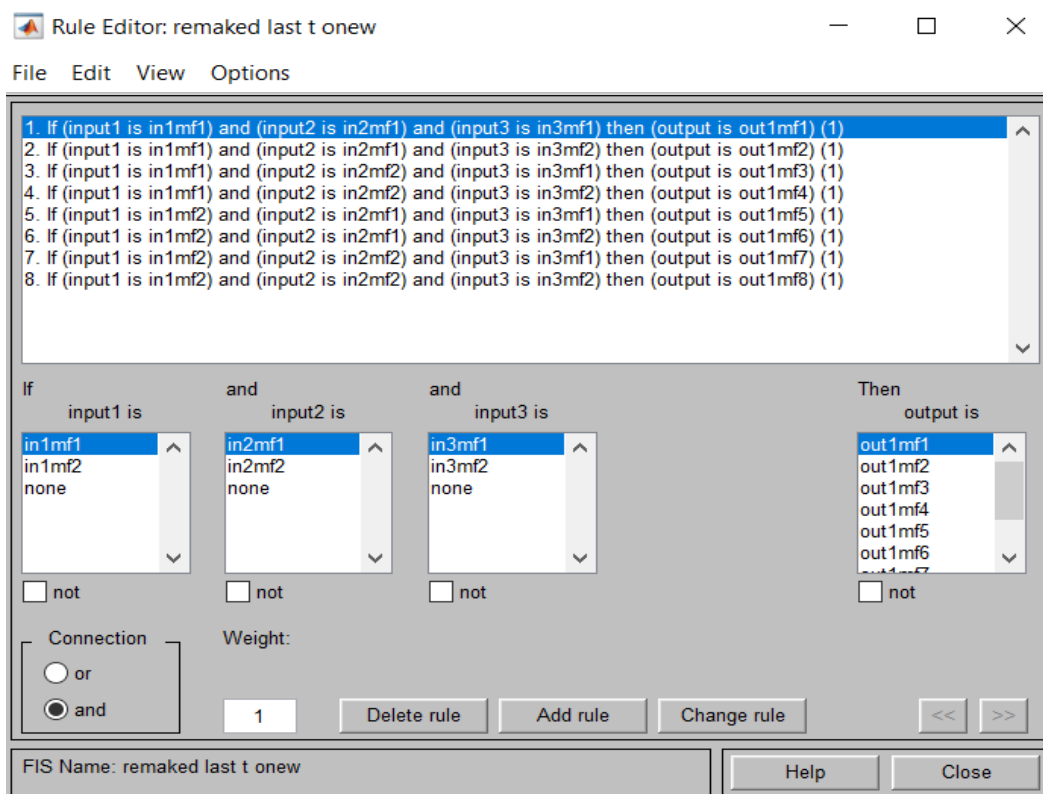


Рис. 6. ННМ: система правил

де N – кількість годин; $Z(t)$ – реальні дані в момент часу t ; $Z_1(t)$ – прогнозовані дані в момент часу t .

Розрахунок МАРЕ виконаний на контрольній вибірці із 10 прикладів; отримані результати зведені до таблиці 1. Із таблиці видно, що найменше значення МАРЕ при прогнозуванні затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі досягається на створеній ННМ конфігурації «3-6-8-8-1» [8] в зрівнянні з прогнозованими значеннями затримок, що отримані на НМ конфігурації «4-1-16-1» [4]. Отримані значення МАРЕ (менше 10) говорять про високу точність прогнозування значень затримки засобами НМ і ННМ.

Висновки.

1. Створено базу даних, що зберігає затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці, які були отримані в [10] на відповідній імітаційній моделі мережі. Значення показника Херста склало приблизно 0,59 ($\alpha=0,25$; $N=120$), що перевищує 0,5; отже часовий ряд затримок на маршрутизаторі персистентний і характеризується ефектом довгочасної пам'яті. На основі створеної бази даних формуються вибірки.

2. Відповідно до аналізу обсягу мережевого трафіку в ІТС Придніпровської залізниці, проведеного в [9], для прогнозування затримки на маршрутизаторі досліджуються два підходи: викорис-

тання НМ (перший підхід) з глибиною занурення 4, що відповідає 20 хв., та використання ННМ (другий підхід) з глибиною занурення 3, що відповідає 15 хв.

3. Прогноз затримки на маршрутизаторі здійснений з використанням НМ конфігурації «4-1-X-1» (X – кількість прихованих нейронів) [4], що створена за допомогою додатку Neural Network Toolbox системи MatLAB. У якості функції активації прихованого шару взято гіперболічний тангенс, результуючого шару – лінійна функція. На створеній НМ проведені дослідження MSE та кількості епох навчання НМ при різній кількості прихованих нейронів (10, 50 та 90) за наступними алгоритмами навчання: Levenberg-Marquardt; Bayesian Regularization; Scaled Conjugate Gradient. Визначені відповідні оптимальні параметри НМ.

4. Прогноз затримки на маршрутизаторі здійснений з використанням ННМ конфігурації «3-6-8-8-1» [8], що створена за алгоритмом Сугено в режимі ANFIS за допомогою додатку Fuzzy Logic Toolbox системи MatLAB. На створеній ННМ проведено дослідження похибки при різних функціях приналежності вихідних (input) нейронів за методами оптимізації навчання: гібридним (Hybrid) та зворотного поширення помилки (Backpropa). Визначені відповідні оптимальні параметри ННМ.

Оцінка прогнозу затримки на маршрутизаторі

Час, год.	Контрольна вибірка, мкс	НМ конфігурації «4-1-16-1»		ННМ конфігурації «3-6-8-8-1»	
		Прогноз, мкс	$\frac{ Z(t) - Z_1(t) }{Z(t)}$	Прогноз, мкс	$\frac{ Z(t) - Z_1(t) }{Z(t)}$
8.9	676	690	0,02071006	677	0,00147929
9.10	700	715	0,02142857	701	0,00142857
10.11	859	845	0,01629802	860	0,00116414
11.12	1119	1120	0,00089366	1120	0,00089366
12.13	1495	1499	0,00267559	1496	0,00066896
13.14	1667	1703	0,02159568	1668	0,00059988
14.15	1688	1782	0,05568720	1689	0,00059242
15.16	2121	2035	0,04054691	2122	0,00047148
16.17	2221	2205	0,00720396	2222	0,00045025
17.18	2298	2280	0,00783289	2299	0,00043516
MAPE, %		1,94872548		0,08183739	

5. Виконано оцінювання (засобами MAPE; 10 часових проміжків) прогнозу затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці; при цьому найменше значення MAPE досягається на створеній ННМ

конфігурації «3-6-8-8-1» [8] в зрівнянні з прогнозованими значеннями затримок, що отримані на НМ конфігурації «4-1-16-1» [4]; таким чином, при використанні ННМ достатньо глибини занурення 3, що відповідає 15 хв.

Список літератури:

1. Волошко А.В., Бедерак Я.С. Визначення показника Херста при фрактальному аналізі електричних навантажень. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2020. № 3. С. 22-28. DOI: 0000-0002-2669-0965.
2. Кісельова О.М., Притоманова О.М., Дон Я.Б. Розробка нейронечіткої моделі короткострокового прогнозу кількості випадків захворюваності на COVID-19. *Питання прикладної математики і математичного моделювання*. 2022. Вип. 20. С. 82-92. DOI: 10.15421/322008.
3. Пахомова В.М. Прогнозування часу доставки даних в ІТС залізничного транспорту з використанням нейронечіткої технології. 2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE). *Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ivano-Frankivsk, Ukraine*. Nov. 29-30, 2022. DOI: 10.5281/zenodo.7502536. pp. 238-241.
4. Ріпка Є.В. Прогнозування затримок маршрутизаторів з використанням нейромережної технології. Дипломна робота на здобуття кваліфікаційного ступеня бакалавра : спец. 123 – Комп'ютерна інженерія / наук. кер. В.М. Пахомова; *Укр. держ. ун-т науки і техн.* Дніпро, 2020.
5. Руденко О.Г., Безсонов О.О., Романюк О.С. Нейромережеве прогнозування часових рядів на основі багатоваріаційного перцептрона. *Development Management*. 2019. Vol. 5. Iss. 1. pp. 23-34. DOI:10.21511/dm.5(1).2019.03.
6. Савка Н.Я. Застосування штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями для розв'язування задач прогнозування. *Науково-технічний збірник* № 97. 2010. С. 349-353. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/11328339.pdf>.
7. Солодовник М.С., Асланов А.М. Використання нейро-нечіткого підходу у прогнозуванні виходу з ладу модуля серверної пам'яті. *Refrigeration Engineering and Technology*. 2015. 49(4). DOI: 10.15673/0453-8307.4/2013.57360.
8. Хрестян А.В. Прогнозування затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі засобами нейронечіткої мережі: дипломна робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра : спец. 123 – Комп'ютерна інженерія / наук. кер. В.М. Пахомова; *Укр. держ. ун-т науки і техн.* Дніпро, 2024.
9. Pakhomova V.M. Network traffic forecasting in information-telecommunications system of Prydniprovska railways based on neuro-fuzzy network. *Наука та прогрес транспорту*. 2016. № 6(66). С. 105-114. DOI: 10.15802/stp2016/90485.
10. Pakhomova V.M., Mandybura Y.S. Optimal route definition in the railway information network using neural-fuzzy models. *Наука та прогрес транспорту*. 2019. № 5(83). С. 81-98. DOI: 10.15802/stp2019/184385.

Pakhomova V.M., Hrestyan A.V. EXPLORING TWO APPROACHES TO FORECASTING DELAY ON THE COMPUTER NETWORK ROUTER OF RAILWAY TRANSPORT USING NEURAL NETWORK TECHNOLOGY

At the present stage, the OSPF protocol is used in the computer networks of railway transport, when using which a problem appears in real time due to constant changes in the volume of transmitted data, and for the solution of which it is advisable to use neural network technology, which confirms the relevance of the topic. A database of delays on the router of the computer network of railway transport has been created in the work. The calculation of the Hurst indicator of the time series of delays on the router showed that it is persistent. Forecasting of delay on the router of the computer network of railway transport was carried out by means of the neural network of the configuration «4-1-16-1» (the first approach) and the neural fuzzy network of the configuration «3-6-8-8-1» (the second approach), which were created in the MatLAB environment using the Neural Network Toolbox and Fuzzy Logic Toolbox applications, respectively. According to the first approach, a study of the MSE of the neural network with a different number of hidden neurons (10, 50 and 90) according to different training algorithms (Levenberg-Marquardt; Bayesian Regularization and Scaled Conjugate Gradient). According to the second approach, a study of the average error value of the neural fuzzy network at different functions of neuronal belonging according to different methods of training optimization (Hybrid and Backpropa). On the created neural models, their corresponding optimal parameters are determined. An assessment of the delay forecast on the router using MAPE was performed using the created neural models. It is determined that the smallest value of MAPE when forecasting delay on the router of the computer network of the Prydniprovsk Railway is achieved on the created neural fuzzy network of the configuration «3-6-8-8-1» in comparison with the predicted values of delays obtained on the neural network of the configuration «4-1-16-1».

Key words: router, database, delay, forecasting, Hearst indicator, MLP, ANFIS, optimal parameters, error, MAPE.