

втручання, як і раніше, необхідне і, як і раніше, знаходиться на вершині ланцюга. У той час як багато представників автотранспортної галузі приймають ІІІ, в інших він викликає побоювання.

### Перелік посилань

1. Konieczna I. Artificial intelligence in transport – will chat GPT replace the forwarding department [Електронний ресурс] / Iwona Konieczna // Prilo. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://prilo.com/artificial-intelligence-in-transport-will-chat-gpt-replace-the-forwarding-department/>.
2. Карпішен Б. С. АНАЛІЗ РОЗРОБКИ І ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМИ ADAS В АВТОМОБІЛІ / Карпішен.Б.С. // Комп'ютерні технології і мехатроніка. Збірник наукових праць за матеріалами ІІІ міжнародної науково-методичної конференції. – Харків, ХНАДУ, 2022.. – 2022. – №3. – С. 29–33.
3. Conde, Maria Lopez, and Ian Twinn. "How Artificial Intelligence Is Making Transport Safer, Cleaner, More Reliable and Efficient in Emerging Markets." (2019): n. pag. Web.
4. Badalian V. AI has a finger on the pulse of the transport industry [Електронний ресурс] / Vartan Badalian // GreenBiz Group. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.greenbiz.com/article/ai-has-finger-pulse-transport-industry>.
5. W. Huang, G. Song, H. Hong and K. Xie, "Deep Architecture for Traffic Flow Prediction: Deep Belief Networks With Multitask Learning," in IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 15, no. 5, pp. 2191-2201, Oct. 2014, doi: 10.1109/ TITS.2014. 2311123.
6. Junfang Cao, "Mathematical Model and Algorithm of Multi-Index Transportation Problem in the Background of Artificial Intelligence", Journal of Advanced Transportation, vol. 2022, Article ID 3664105, 11 pages, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/3664105>

УДК 004.42:659

## ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРОСУВАННЯ САЙТУ ЗА ДОПОМОГОЮ МОВИ ПРОГРАМУВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДАНИХ R

*Кривінченко Д. Р., студент, Мельников О. Ю., канд. техн. наук, доцент  
Донбаська державна машинобудівна академія*

*Анотація.* Проаналізовано показники оцінки ефективності просування сайту, сформульовано модель прогнозування цієї ефективності, яка складається з чотирьох частин. Наведено розрахунки за цими моделями методами багатомірного регресійного аналізу та штучних нейронних мереж у середовищі R.

*Ключові слова:* просування сайту, моделювання, штучні нейронні мережі, мова R.

Основними елементами представництва комерційних компаній в мережі Інтернет є сайти. Це можуть бути сайти-візитки, сайти-брошури, сайти-профілі

компанії (з детальною інформацією про компанію), промо-сайти (спрямовані на рекламу певного товару, послуги або бренду), сайти-вітрини (де розміщуються новини компанії) тощо [1]. Однак у всіх випадках ці сайти потрібно «просувати», тобто проводити рекламну кампанію для залучення відвідувачів.

Методи просування сайту – це комплекс дій, які підвищують рейтинг сайту в пошукових системах і привабливість для цільової аудиторії. Просування сайту сприяє загальному розвитку ресурсу. Ця діяльність включає як внутрішні фактори, що знаходяться під контролем власника сайту (наприклад, якість тексту і дизайну сторінок, поліпшення структури та навігації тощо), так і зовнішні фактори (обмін посиланнями, розміщення в каталогах та інші заходи, спрямовані на збільшення та стимулювання кількості та частоти посилань на ресурс) [2–4].

Оцінка ефективності просування сайту містить аналіз показників, які свідчать про те, наскільки успішно проводиться просування й чи досягаються поставлені цілі. Деякими з основних показників, які варто враховувати при оцінці ефективності просування сайту, є наступні [5]:

- позиції в пошукових системах (чим вище позиція сайту по ключових словах у пошукових системах, тим більше ймовірність, що користувачі знайдуть його й перейдуть на сайт);

- трафік на сайті (показник загальної кількості відвідувачів на сайті: чим більше трафіку, тим більше потенційних клієнтів або користувачів, які можуть залишити заявку або зробити покупку);

- конверсії (показник кількості відвідувачів сайту, що зробили якусь цільову дію, наприклад, залишили заявку на сайті або зробили покупку: чим вище конверсія, тим більше ефективність просування);

- середній час на сайті (скільки часу користувач проводить на сайті: чим більше часу вони проводять, тим більше ймовірність, що сайт їм цікавий і вони зроблять якусь цільову дію);

- відмови (скільки користувачів залишають сайт без здійснення якоїсь цільової дії: чим менше відмов, тим більше ефективність просування);

- соціальна активність (скільки користувачів діляться контентом сайту в соціальних мережах: чим більше активності, тим більше людей довідаються про сайт та ймовірність, що вони перейдуть на нього).

У роботі [5] було розроблено модель прогнозування з наступними вхідними факторами:

- місце сайту в пошукових системах (Seng);
- кількість публікацій в соціальних мережах (Post);
- кількість банеропоказів або показів контекстної реклами (Show).

Вихідні фактори моделі:

- загальна кількість відвідувачів сайту (Traf);
- кількість відвідувачів сайту, які зробили якусь цільову дію (Conv);
- середній час, який відвідувач провів на сайті (Time).

Усі фактори наведено за добу. Приблизний вигляд даних представлено на рис. 1.

	A	B	C	D	E	F	G
1	Date	Seng	Post	Show	Traf	Conv	Time
2	01.фев	25	15	540	1103	65	110
3	02.фев	25	13	531	1026	80	106
4	03.фев	25	15	593	1500	84	108
5	04.фев	24	12	588	1063	71	106
6	05.фев	24	13	579	1189	84	101
7	06.фев	23	11	539	1250	59	102
8	07.фев	20	12	526	1103	53	101
9	08.фев	20	12	519	1411	80	104
10	09.фев	20	12	513	1169	61	102
11	10.фев	21	11	599	1358	64	104
12	11.фев	21	12	530	1485	66	100
13	12.фев	22	13	566	1050	65	109
14	13.фев	23	13	552	1213	86	103

Рисунок 1 – Вхідні дані

Можна прогнозувати як окремі фактори, так і сукупні результати. Для цього дані потрібно «нормалізувати» до діапазону від 0 до 1, а потім розрахувати їхню суму (рис. 2).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Date	Seng	Post	Show	Traf	Conv	Time	TrafP	ConvP	TimeP	Sum
2	01.фев	25	15	540	1103	65	110	0,1677	0,2917	1	1,45938
3	02.фев	25	13	531	1026	80	106	0,0063	0,6042	0,6	1,21046
4	03.фев	25	15	593	1500	84	108	1	0,6875	0,8	2,4875
5	04.фев	24	12	588	1063	71	106	0,0839	0,4167	0,6	1,10052
6	05.фев	24	13	579	1189	84	101	0,348	0,6875	0,1	1,13551
7	06.фев	23	11	539	1250	59	102	0,4759	0,1667	0,2	0,84256
8	07.фев	20	12	526	1103	53	101	0,1677	0,0417	0,1	0,30938
9	08.фев	20	12	519	1411	80	104	0,8134	0,6042	0,4	1,81758
10	09.фев	20	12	513	1169	61	102	0,3061	0,2083	0,2	0,71441
11	10.фев	21	11	599	1358	64	104	0,7023	0,2708	0,4	1,37314
12	11.фев	21	12	530	1485	66	100	0,9686	0,3125	0	1,28105
13	12.фев	22	13	566	1050	65	109	0,0566	0,2917	0,9	1,24827
14	13.фев	23	13	552	1213	86	103	0,3983	0,7292	0,3	1,42749
15	14.фев	23	12	589	1209	99	104	0,3899	1	0,4	1,78994

Рисунок 2 – Дані після нормалізації

Математично постановку задачі можна записати так:

$x_1$  – Seng (позиція);

$x_2$  – Post (кількість);

$x_3$  – Show (кількість);

$y_1$  – Traf (кількість);

$y_2$  – Conv (кількість);

$y_3$  – Time (секунд).

$y_s$  – сумарний показник.

У роботі [5] була поставлена та реалізована задача створення інформаційної системи – спеціального додатка для оцінки ефективності просування сайту методом штучних нейронних мереж. Але цікаво порівняти різні модифікації цієї моделі. Тому для проведення розрахунків було обрано мову програмування та аналізу даних R [6].

Ми маємо чотири моделі прогнозування:

$$y_1 = f(x_1, x_2, x_3) \quad (1)$$

$$y_2 = f(x_1, x_2, x_3) \quad (2)$$

$$y_3 = f(x_1, x_2, x_3) \quad (3)$$

$$y_s = f(x_1, x_2, x_3) \quad (4)$$

Для кожної моделі створено окремий скрипт, який виконує розрахунки побудовою багатofакторної лінійної регресії та штучної нейронної мережі, а також дозволяє визначити найкращу архітектуру нейронної мережі та більш ефективний метод її навчання для певного набору даних.

Результати розрахунків методом багатofакторної лінійної регресії за чотирма моделями зведено у табл. 1.

Таблиця 1 – Результати розрахунків методом багатofакторної регресії

N	Seng	Post	Show	Traf	res1	error1	Conv	res2	error2	Time	res3	error3	Sum	res4	error4
1	25	15	540	1103	1195	0.083643	65	65.40	0.006202	110	105.5	0.0409502	1.4594	1.211	0.17037
2	25	13	531	1026	1172	0.142114	80	68.53	0.143393	106	106.3	0.0031224	1.2105	1.310	0.08244
3	25	15	593	1500	1215	0.189946	84	73.35	0.126825	108	105.7	0.0208443	2.4875	1.443	0.41985
4	24	12	588	1063	1198	0.126960	71	79.11	0.114280	106	106.5	0.0046964	1.1005	1.602	0.45592
5	24	13	579	1189	1205	0.013149	84	75.53	0.100859	101	106.0	0.0496588	1.1355	1.493	0.31513
6	23	11	539	1250	1184	0.052428	59	73.81	0.251052	102	106.2	0.0407646	0.8426	1.430	0.69668
7	20	12	526	1103	1234	0.119008	53	69.04	0.302673	101	104.0	0.0299207	0.3094	1.221	2.94650
8	20	12	519	1411	1232	0.127110	80	67.99	0.150093	104	104.0	0.0001103	1.8176	1.190	0.34513
9	20	12	513	1169	1229	0.051671	61	67.09	0.099890	102	104.0	0.0192142	0.7144	1.164	0.62927
10	21	11	599	1358	1237	0.089358	64	82.41	0.287733	104	105.4	0.0130293	1.3731	1.638	0.19281
11	21	12	530	1485	1221	0.177853	66	69.84	0.058123	100	104.6	0.0458598	1.2811	1.266	0.01185
12	22	13	566	1050	1230	0.170972	65	73.19	0.125993	109	104.9	0.0379480	1.2483	1.382	0.10682
13	23	13	552	1213	1209	0.002959	86	71.29	0.171091	103	105.3	0.0227341	1.4275	1.348	0.05597
14	23	12	589	1209	1213	0.003479	99	79.07	0.201325	104	106.0	0.0188243	1.7899	1.579	0.11768
15	24	12	588	1215	1198	0.014026	94	79.11	0.158363	108	106.5	0.0139091	2.0983	1.602	0.23641
16	25	13	577	1046	1189	0.136723	72	75.42	0.047542	106	106.6	0.0051967	1.0857	1.512	0.39256
17	25	13	554	1430	1180	0.174538	51	71.98	0.411290	102	106.4	0.0435383	1.0532	1.411	0.33975
18	25	13	538	1023	1174	0.148022	53	69.58	0.312787	110	106.4	0.0330506	1.0417	1.341	0.28730
19	21	11	596	1288	1236	0.040737	52	81.97	0.576256	108	105.3	0.0246231	1.3764	1.625	0.18043
20	20	14	540	1140	1260	0.104900	55	66.67	0.212103	105	103.2	0.0170438	0.8286	1.143	0.37988
21	20	10	525	1137	1214	0.067553	97	73.37	0.243648	110	104.9	0.0464026	2.1973	1.356	0.38309
22	20	12	580	1098	1254	0.142497	92	77.14	0.161575	107	104.3	0.0254196	1.7114	1.458	0.14822
23	21	12	559	1190	1232	0.035071	99	74.18	0.250681	109	104.7	0.0392239	2.2501	1.393	0.38091
24	21	15	592	1271	1274	0.002519	79	72.42	0.083328	101	103.6	0.0253917	1.2032	1.329	0.10474
25	22	13	538	1301	1219	0.062991	55	68.99	0.254417	101	104.7	0.0369290	0.7661	1.259	0.64309
26	23	13	514	1252	1195	0.045369	51	65.59	0.286094	105	105.2	0.0015236	0.9801	1.181	0.20497
27	23	12	516	1358	1186	0.126727	90	68.13	0.243025	108	105.6	0.0221408	2.3148	1.259	0.45601
28	26	12	530	1054	1147	0.087779	74	70.81	0.043097	109	107.3	0.0155017	1.4442	1.403	0.02870
Середня помилка						0.09072			0.1937			0.02491			0.3826

Як можна побачити, модель №1 забезпечує середню помилку, яка дорівнює 0.09072, модель №2 – 0.1937, модель №3 – 0.02491, модель №4 – 0.3826. Це означає, що метод багатofакторної лінійної регресії дуже добре підходить для прогнозування середнього часу, якій відвідувач провів на сайті, та загальної кількості відвідувачів сайту, не дуже – для кількості відвідувачів сайту, які зробили якусь цільову дію, та зовсім не може бути застосований до сумарного показника.

Далі будемо застосовувати метод штучних нейронних мереж. Після численних запусків скрипта моделі №1 для різних параметрів кількості прихо-

ваних шарів та кількості нейронів у них з'ясовано, що найкращий результат (кореляція – 0,7254; середня абсолютна приведена помилка – 0,1873) забезпечує перцептрон з одним прихованим шаром та п'ятьма нейронами у ньому (рис. 3, рис. 4).

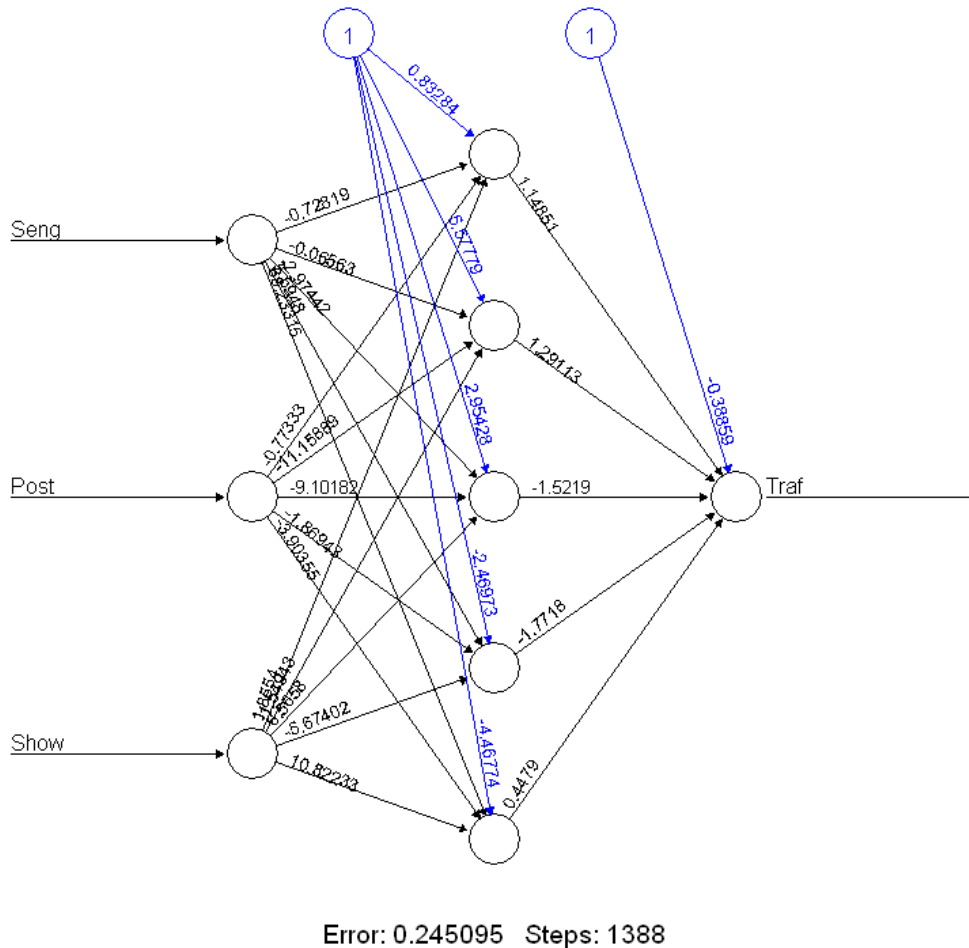


Рисунок 3 – Граф нейронної мережі моделі №1

```
> w2
```

	Seng	Post	Show	Traf	Conv	Time	Sum	res	error
1	25	15	540	1103	65	110	1.4594	1171	0.14223
2	25	13	531	1026	80	106	1.2105	1041	0.03224
3	25	15	593	1500	84	108	2.4875	1411	0.18721
9	20	12	513	1169	61	102	0.7144	1370	0.42194
14	23	12	589	1209	99	104	1.7899	1074	0.28211
15	24	12	588	1215	94	108	2.0983	1073	0.29750
19	21	11	596	1288	52	108	1.3764	1357	0.14460
20	20	14	540	1140	55	105	0.8286	1161	0.04301
27	23	12	516	1358	90	108	2.3148	1422	0.13516

Рисунок 4 – Результати розрахунків за моделлю №1

Після запусків скрипта моделі №2 для різних параметрів кількості прихованих шарів та кількості нейронів у них з'ясовано, що найкращий результат

(кореляція – 0,7574; середня абсолютна приведена помилка – 0,305) також забезпечує персептрон з одним прихованим шаром та п'ятьма нейронами у ньому (рис. 5, рис. 6).

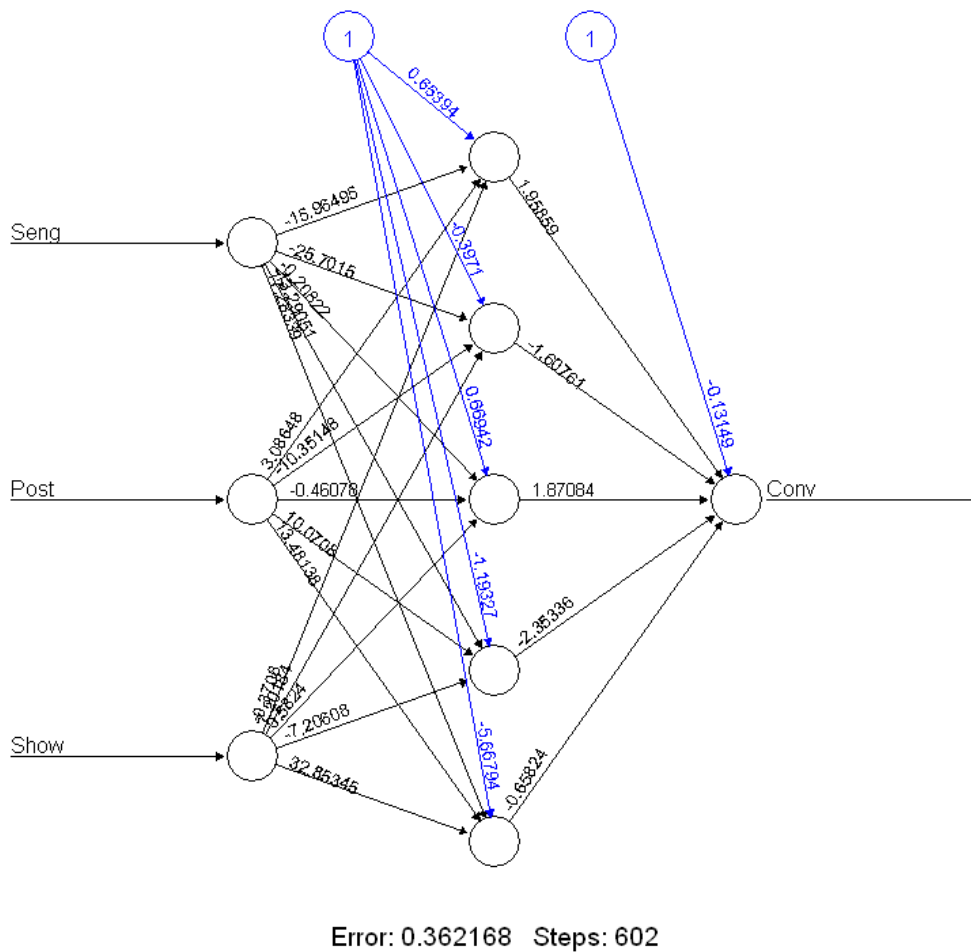


Рисунок 5 – Граф нейронної мережі моделі №2

```

w2
> w2

```

	Seng	Post	Show	Traf	Conv	Time	Sum	res	error
1	25	15	540	1103	65	110	1.4594	61.58	0.0712
3	25	15	593	1500	84	108	2.4875	70.59	0.2795
5	24	13	579	1189	84	101	1.1355	73.13	0.2264
8	20	12	519	1411	80	104	1.8176	50.31	0.6185
10	21	11	599	1358	64	104	1.3731	47.52	0.3432
11	21	12	530	1485	66	100	1.2811	63.64	0.0491
14	23	12	589	1209	99	104	1.7899	77.00	0.4583
20	20	14	540	1140	55	105	0.8286	46.26	0.1820
27	23	12	516	1358	90	108	2.3148	65.18	0.5170

Рисунок 6 – Результати розрахунків за моделлю №2

Після запусків скрипта моделі №3 для різних параметрів кількості прихованих шарів та кількості нейронів у них з'ясовано, що найкращий результат (кореляція – 0,679; середня абсолютна приведена помилка – 0,3952) забезпечує

персептрон з двома прихованими шарами та трьома нейронами у кожному (рис. 7, рис. 8).

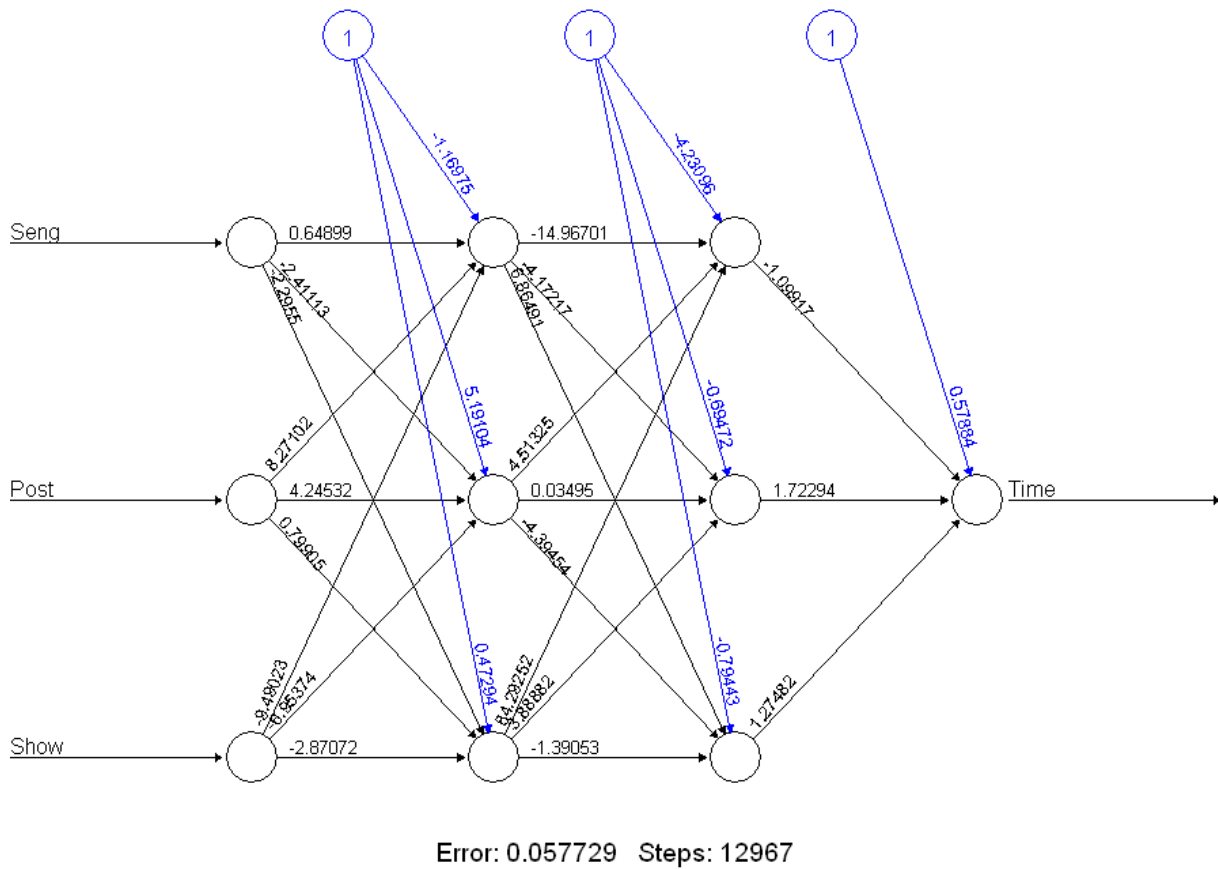


Рисунок 7 – Граф нейронної мережі моделі №3

```
> w2
```

	Seng	Post	Show	Traf	Conv	Time	Sum	res	error
7	20	12	526	1103	53	101	0.3094	101.42	0.0421
12	22	13	566	1050	65	109	1.2483	101.21	0.7794
13	23	13	552	1213	86	103	1.4275	98.44	0.4556
16	25	13	577	1046	72	106	1.0857	103.01	0.2985
19	21	11	596	1288	52	108	1.3764	103.65	0.4345
21	20	10	525	1137	97	110	2.1973	107.58	0.2424
22	20	12	580	1098	92	107	1.7114	103.77	0.3227
23	21	12	559	1190	99	109	2.2501	103.76	0.5242
27	23	12	516	1358	90	108	2.3148	103.43	0.4572

Рисунок 8 – Результати розрахунків за моделлю №3

Після запусків скрипта моделі №4 для різних параметрів кількості прихованих шарів та кількості нейронів у них з'ясовано, що найкращий результат (кореляція – 0,7829; середня абсолютна приведена помилка – 3,437) забезпечує персептрон з одним прихованим шаром та трьома нейронами у ньому (рис. 9, рис. 10). Але значення помилки та аналіз результатів свідчать, що модель №4 не може вважатися такою, що може мати значення.

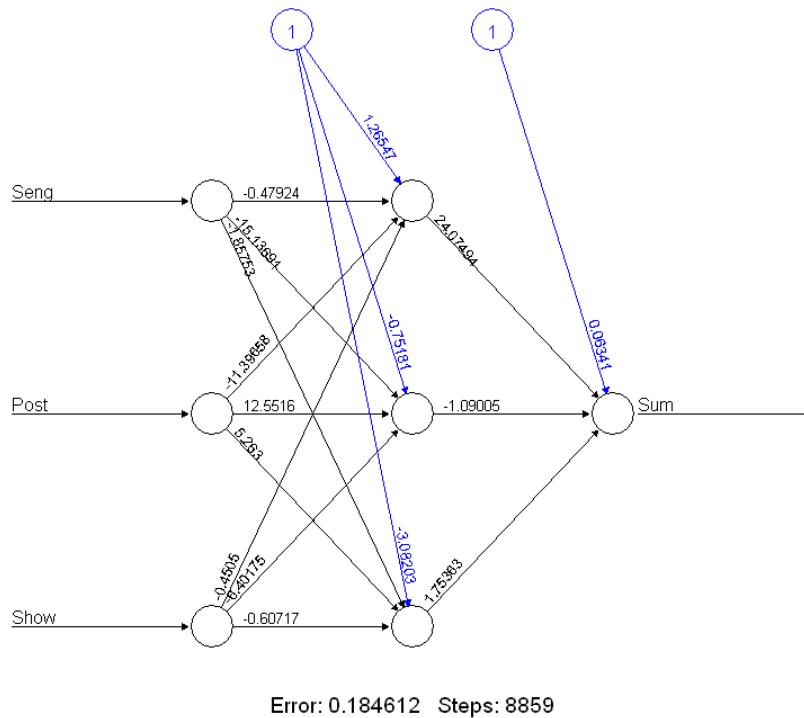


Рисунок 9 – Граф нейронної мережі моделі №4

```
> w<
  Seng Post Show Traf Conv Time Sum res error
1 25 15 540 1103 65 110 1.4594 2.641 0.54258
6 23 11 539 1250 59 102 0.8426 11.064 4.69281
10 21 11 599 1358 64 104 1.3731 9.861 3.89705
17 25 13 554 1430 51 102 1.0532 1.115 0.02821
18 25 13 538 1023 53 110 1.0417 1.179 0.06328
19 21 11 596 1288 52 108 1.3764 9.985 3.95225
21 20 10 525 1137 97 110 2.1973 40.542 17.60457
26 23 13 514 1252 51 105 0.9801 1.035 0.02504
28 26 12 530 1054 74 109 1.4442 1.717 0.12531
```

Рисунок 10 – Результати розрахунків за моделлю №4

## Література

1. Федішин І. Б., Електронний бізнес та електронна комерція (опорний конспект лекцій). Тернопіль: ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. 155 с.
2. Краус К. М., Краус Н. М., Манжура О. В., Електронна комерція та Інтернет-торгівля: навчально-методичний посібник. Київ: Аграр Медіа Груп, 2021. 454 с.
3. Дrajниця С. А. Електронна комерція: навч. посібник. Львів: Новий світ-2000, 2013. 182 с.
4. Юдін О. М., Макарова М. В., Лавренюк Р. М., Системи електронної комерції: створення, просування і розвиток: монографія. Полтава: РВВ ПУЕТ, 2011. 201 с.
5. Кривінченко Д. Р., Мельников О. Ю. Задача розробки інформаційної системи для оцінки ефективності просування сайту. *Наукові досягнення та відкриття сучасної молоді [Електронний ресурс]: зб. матер. II Всеукр. наук. конф. студ. та молодих вчених (Луцьк, 31 трав. 2023 р.) / Держ. вищ. навч. заклад «Донецький національний технічний університет».* Луцьк : ДВНЗ «ДонНТУ», 2023. С. 31–36.
6. Мельников О. Ю. R – мова програмування та аналізу даних: навчальний посібник для здобувачів вищої освіти за спеціальностями «Системний аналіз» та «Інформаційні системи та технології». Краматорськ: ДДМА, 2023. 272 с.