

РОЗРОБКА КРИТЕРІЮ ВИБОРУ ПРОГНОЗОВАНИХ ЗНАЧЕНЬ СТРУМУ ВИТОКУ СИНТЕЗОВАНИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

В.П. Герасименко, кандидат технічних наук, старший викладач

ВП НУБіП України "Ніжинський агротехнічний інститут"

E-mail: syavagvp@gmail.com

Анотація. Засоби вимірювання і контролю величини струму витоку зарекомендували себе як ефективний технічний спосіб контролю стану ізоляції електродвигуна. Використання пристроїв, що дозволяють не тільки фіксувати, а й спрогнозувати досягнення небезпечних значень струму витоку, дає можливість завчасно проінформувати обслуговуючий персонал про можливу небезпеку, і таким чином зменшити час на простій електрообладнання і використати технологічну паузу для обслуговування, ремонту чи заміни електродвигунів не чекаючи їхньої повної відмови. Нейронні мережі, що використовуються для прогнозування надійності електродвигунів, довели свою ефективність для прогнозування цих складних процесів.

На основі отриманих експериментальних даних, було синтезовано нейронні мережі, як на основі технологічних параметрів, так і на основі теорії часових рядів. Порівняння робочих особливостей нейронної мережі на основі технологічних параметрів та нейронної мережі на основі теорії часових рядів вказує на те, що перший вид нейромереж ефективніше працює при різких викидах прогнозованого струму витоку; другий вид нейромереж більш точно моделює значення прогнозованої величини біля відносно усереднених її показів. Особливості прогнозування цих нейронних мереж довело необхідність створення критерію вибору, що відповідає за вибір найефективнішої з синтезованих нейромереж в певний момент часу.

Ключові слова: *струм витоку, технологічні параметри, теорія часових рядів, нейронна мережа, критерій вибору*

Актуальність. Сучасні технічні способи контролю стану електродвигунів використовують величину струму витоку, як одну з основних характеристик про стан ізоляції електродвигуна [1, 2].

Оскільки прогнозування величини значення струму витоку можна проводити за допомогою різних типів нейромереж і як вхідні параметри для прогнозування обирати різні дані, то для покращення прогнозування варто розглянути можливість комбінування класичного підходу синтезу нейронних мереж із використанням математичного апарату теорії часових рядів.

Нейронні мережі є розпаралеленими системами, здатними до навчання шляхом аналізу позитивних та негативних дій. В основному активаційні функції всіх нейронів у нейронній мережі фіксовані, а ваги є параметрами нейронної мережі і можуть змінюватися. Порівняно з класичними методами аналізу нейронні мережі мають певні переваги [3].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Відомі наукові праці, в яких пропонується використання нейронних мереж для прогнозування. Для вирішення такої задачі прогнозування використовується традиційна структура нейронної мережі – багатошаровий перцептрон [4 - 7].

Для синтезу та дослідження відповідних НМ використаємо програмний пакет Statistica Neural Networks. Критерій – мінімізація похибки НМ. Для ефективного моделювання у пакеті Statistica Neural Networks вхідні дані автоматично розбиваються на три блоки: навчальні, контрольні, тестові. Наявність трьох блоків не є обов'язковою, однак, тестовий блок покращує якість подальшої роботи, оскільки дає можливість впевнитись, що не відбулося “перенавчання” (overfitting) мережі.

На рис. 1 представлено алгоритм створення нейронної мережі для прогнозування струму витоку електродвигуна.

Мета дослідження – порівняння робочих особливостей синтезованих нейронних мереж технологічних параметрів та часових рядів для розробки критерію вибору найбільш точного з прогнозів.

Матеріали та методи дослідження. Проведемо синтез нейромереж на основі технологічних параметрів та на основі теорії часових рядів.

Результати досліджень та їх обговорення. *Нейромережеве прогнозування струму витоку на основі технологічних параметрів (НМТП)* [8]. Репрезентативність навчальної вибірки для нейронної мережі забезпечується набором вхідних даних у кількості 4200 вимірювань. На основі алгоритму, зображеному на рис. 1 для електродвигунів потужністю 4 кВт, було створено модель прогнозування в програмному пакеті Statistica Neural Networks. Найкращий результат продемонструвала мережа MLP 5-8-1, яка забезпечила продуктивність на всіх

вибірках 96 % (рис. 2). Фрагмент таблиці значень вагових коефіцієнтів наведений на рис. 3.



Рис. 1. Алгоритм створення нейронної мережі для прогнозування струму витоку електродвигуна

Итоги моделей (прогнозСВ)											
N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность.	Тест. производительность.	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Ф-я актив. скрытых нейр.	Ф-я актив. выходных нейр.
1	MLP 5-3-1	0,895205	0,845081	0,880086	0,113321	0,114477	0,105905	BFGS 22	Сум. квадр.	Логистическая	Экспонента
2	MLP 5-6-1	0,897317	0,857186	0,873854	0,103574	0,177586	0,132336	BFGS 30	Сум. квадр.	Гиперболическая	Экспонента
3	MLP 5-3-1	0,880803	0,829294	0,872409	0,183785	0,162125	0,138982	BFGS 53	Сум. квадр.	Экспонента	Гиперболическая
4	MLP 5-3-1	0,891220	0,843740	0,880721	0,132886	0,122093	0,102520	BFGS 20	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
5	MLP 5-8-1	0,954240	0,944940	0,942398	0,071332	0,095830	0,094271	BFGS 86	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая

Рис. 2. Результати створення моделей прогнозування в програмному пакеті Statistica Neural Networks

Веса ID	Соединения 5.MLP 5-8-1	Значения весов 5.MLP 5-8-1
1	Температура у приміщенні --> скрытый нейрон 1	-0.1356
2	Вологість у приміщенні --> скрытый нейрон 1	-0.4483
3	Концентрація аміаку у приміщенні --> скрытый нейрон 1	-0.0384
4	Напруга живлення(4кВт). В --> скрытый нейрон 1	0.8662
5	Споживаний струм (4кВт). А --> скрытый нейрон 1	-4.1590
6	Температура у приміщенні --> скрытый нейрон 2	-0.8533
7	Вологість у приміщенні --> скрытый нейрон 2	-1.2374
8	Концентрація аміаку у приміщенні --> скрытый нейрон 2	0.6167
9	Напруга живлення(4кВт). В --> скрытый нейрон 2	1.4730
10	Споживаний струм (4кВт). А --> скрытый нейрон 2	0.9257
11	Температура у приміщенні --> скрытый нейрон 3	-0.5937
12	Вологість у приміщенні --> скрытый нейрон 3	-7.5504
13	Концентрація аміаку у приміщенні --> скрытый нейрон 3	0.0727
14	Напруга живлення(4кВт). В --> скрытый нейрон 3	-0.0447
15	Споживаний струм (4кВт). А --> скрытый нейрон 3	2.0266
16	Температура у приміщенні --> скрытый нейрон 4	2.1027
17	Вологість у приміщенні --> скрытый нейрон 4	6.9969
18	Концентрація аміаку у приміщенні --> скрытый нейрон 4	-1.1612
19	Напруга живлення(4кВт). В --> скрытый нейрон 4	-2.4898
20	Споживаний струм (4кВт). А --> скрытый нейрон 4	-2.3291
21	Температура у приміщенні --> скрытый нейрон 5	0.1843
22	Вологість у приміщенні --> скрытый нейрон 5	4.2209
23	Концентрація аміаку у приміщенні --> скрытый нейрон 5	-0.6353
24	Напруга живлення(4кВт). В --> скрытый нейрон 5	-1.6910
25	Споживаний струм (4кВт). А --> скрытый нейрон 5	-0.2076

Рис.3. Зображення фрагменту таблиці значень вагових коефіцієнтів

Параметри функціонування електродвигунів та роботи нейронної мережі записуються в базу даних, що дає можливість донавчання нейромережевої моделі та прогнозування у процесі функціонування (змінюванням значень вагових коефіцієнтів) системи залежно від достовірності прогнозу струму витoku. Система прогнозування включає засоби вимірювання технологічних параметрів, параметрів функціонування електродвигуна та базу даних.

Нейромережеве прогнозування струму витoku на основі теорії часових рядів (НМЧР) [9]. На основі теорії часових рядів за допомогою використання пакету прикладних математичних програм “Statistica” для опрацювання даних електродвигуна потужністю 4 кВт початково створено комплекс нейронних мереж (рис. 4).

Active neural networks							
Net. ID	Net. name	Training perf.	Test perf.	Algorithm	Error funct.	Hidden act.	Out
1	MLP 1-4-1	0,008283	0,000788	BFGS 1	SOS	Logistic	Te
2	MLP 1-3-1	0,016381	0,017074	BFGS 27	SOS	Tanh	Lo
3	RBF 1-219-1	0,094451	0,073329	RBFT	SOS	Gaussian	Ide
< >							
Select\Deselect active networks				Delete networks			

Рис. 4. Комплекс нейронних на етапі вибору мережі для прогнозування струму витоку на основі теорії часових рядів для електродвигуна потужністю 4 кВт

Кращу якість на навчальній та тестовій вибірках даних продемонструвала нейронна мережа багатошаровий персептрон із чотирма нейронами у прихованому шарові. Така НМ і приймається за базову у наступних дослідженнях. За алгоритмом зворотного розповсюдження похибки отримані оптимізовані вагові коефіцієнти нейронної мережі на основі теорії часових рядів для електродвигуна потужністю 4 кВт, зображені на рис. 5.

Weight ID	Network weights (Струм витоку)	
	Connections 1.MLP 1-4-1	Weight values 1.MLP 1-4-1
1	input bias --> hidden neuron 1	0,076243
2	input bias --> hidden neuron 2	0,112308
3	input bias --> hidden neuron 3	0,036109
4	input bias --> hidden neuron 4	-0,087147
5	hidden neuron 1 --> Var6	0,064662
6	hidden neuron 2 --> Var6	-0,033235
7	hidden neuron 3 --> Var6	-0,004441
8	hidden neuron 4 --> Var6	0,080285
9	hidden bias --> Var6	0,045030

Рис. 5. Оптимізовані вагові коефіцієнти нейронної мережі на основі теорії часових рядів для електродвигуна потужністю 4 кВт

Аналіз ефективності демонструє, що нейронна мережа на основі теорії часових рядів найкраще прогнозує відносно усереднені значення, в той же час така математична модель фактично не відслідковує потенційні флуктуаційні викиди досліджуваної величини (струму витоку) (рис. 6).

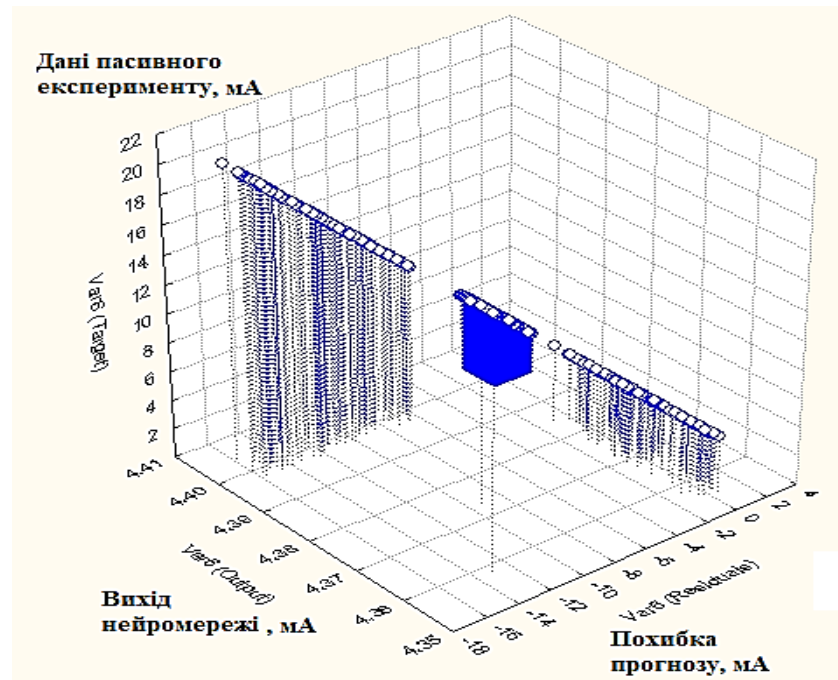


Рис. 6. Оцінка розподілення значень струму витоку та ефективності прогнозування нейронної мережі на основі теорії часових рядів

Оцінювання ефективності прогнозування для електродвигуна підтвердило, що НМЧР найкраще прогнозує відносно усереднені значення. Така математична модель недостатньо якісно відслідковує потенційні флуктуаційні викиди досліджуваної величини (струму витоку) (рис. 6).

Порівняння робочих особливостей НМТП та НМЧР вказує на те, що:

- перший вид нейромереж ефективніше працює при різких викидах прогнозованого струму витоку;
- другий вид нейромереж більш точно моделює значення прогнозованої величини біля відносно усереднених її показів.

Розглянемо загальну схему побудови комбінованого прогнозу аналізованого показника. Передбачається, що є m прогностичних моделей одного і того ж показника Y . Ці моделі, за припущенням, можуть відрізнятися один від одного тим, що з різним ступенем адекватності описують різні сторони модельованого показника (явища). У модель можуть включатися різні фактори (аргументи моделі), що впливають на формування модельованого показника; самі моделі можуть мати різний вигляд (лінійний, нелінійний), параметри моделей також можуть бути різними. У цьому випадку виникає так званий «спектр прогнозних оцінок», що

відкриває принципову можливість побудови комбінованого прогнозу, який за своїми властивостями повинен перевершувати (або, як мінімум, не погіршувати) кращий з вихідних прогнозів. Передбачається також, що обсяг і властивості наявних даних дозволяють розглядати комбінування часткових прогнозів як формальну математичну задачу, наприклад, застосовувати регресійні методи, а самі дані представляти безперервними динамічними рядами. Якщо ж потрібно одержати не інтервальний, а точковий прогноз, доводиться вирішувати проблему вибору найбільш вірогідного прогнозу. Необхідна умова його використання - наявність спектра прогнозних оцінок одного і того ж показника, отриманих в різних моделях або процедурах. Для отримання прогнозу здійснюється підбір найбільш адекватної моделі опису даних, що характеризує динаміку прогнозованого показника.

За критерій вибору, яку із моделей використовувати у конкретній технологічній ситуації, прийнято:

$$(|\text{Похибка}_{\text{НМТП}}| - |\text{Похибка}_{\text{НМЧР}}|) = \text{Критерій}_{\text{вибору}}, \quad (1)$$

У випадку, якщо такий критерій (1) позитивний, то для прогнозування потрібно застосовувати НМЧР, якщо негативний – вибирається НМТП.

Висновки і перспективи. Обґрунтовано використання синтезованих нейронних мереж, які продемонстрували прийнятну ефективність для прогнозування струму витоку електрообладнання тваринницьких приміщень. Порівняння характеристик синтезованих прогнозних нейронних мереж свідчить про те, що нейронні мережі на основі технологічних параметрів працюють більш ефективно при різких викидах прогнозованого струму витоку, а нейронні мережі на основі теорії часових рядів більш точно моделюють значення прогнозованого значення поблизу його відносно усереднених показань. Розроблено і запропоновано для використання критерій вибору найбільш ефективної нейромережі в певний момент часу.

Список використаних джерел

1. Gerasymenko V., Kozyrskiy V., Maiborodina N., Kovalov O. Mathematical Model Changing the Value of the Process of Leakage Current in 0.38 kV Networks. Modern Development Paths of Agricultural Production. Trends and Innovations. Cham:

Springer International Publishing, 2019. P. 339 – 348. https://doi.org/10.1007/978-3-030-14918-5_38

2. Герасименко В. П. Інтелектуальна система контролю та прогнозування величини струму витoku електрообладнання установок для теплової обробки і сушіння зернової маси. Енергетика і автоматика. 2020. №6. С. 109 – 117. DOI 10.31548/energiya2020.06.109

3. Лисенко В. П., Решетюк В. М., Штепа В. М., Заєць Н. А. Системи штучного інтелекту: нечітка логіка, нейронні мережі, нечіткі нейронні мережі, генетичний алгоритм. К., 2014. 336 с.

4. Zagirnyak M., Prus V., Somka O. Reliability Models of Electric Machines with Structural Defects Proceedigs 2015 16th International Conference on “Computational Problems of Electrical Engineering” CPEE 2015. Lviv, 2015. P. 249 – 251.

5. Кондратенко І. П., Заєць Н. А., Штепа В. М. Наукові основи керування електротехнічними комплексами неперервних виробництв із прогнозуванням нештатних ситуацій: монографія. Київ: Прінтеко, 2020. 256 с.

6. Лисенко В. П., Заєць Н. А., Штепа В. М., Дудник А. О. Нейромережеве прогнозування часових рядів температури навколишнього природного середовища. Біоресурси і природокористування. К.:НААН, 2011. №3 – 4. С. 102 – 108.

7. Zaiets N., Kondratenko I. Development of an Intelligent System for Predicting the Reliability of Electric Motors. IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO). April 16 - 18, 2019, Kyiv. pp. 614 - 619.

8. Герасименко В. П., Василенко В. В., Майбородіна Н. В., Ковальов О. В. Нейромережеве прогнозування струму витoku на основі технологічних параметрів. Енергетика і автоматика. 2022. №3. С. 109 – 118.

9. Герасименко В. П., Василенко В. В., Майбородіна Н. В., Ковальов О. В. Нейромережеве прогнозування струму витoku на основі теорії часових рядів. Енергетика і автоматика. 2022. №4. С. 86 – 93.

References

1. Gerasymenko, V., Kozyrskyi, V., Maiborodina, N., Kovalov, O. (2019). Mathematical Model Changing the Value of the Process of Leakage Current in 0.38 kV Networks. Modern Development Paths of Agricultural Production. Trends and Innovations. Cham: Springer International Publishing, 339 – 348.

2. Gerasymenko, V. P. (2020). Aparatno-prohramna realizatsiia intelektualnoi komp'uterno-intehrovanoi systemy kontroliu ta prohnozuvannia velychyny strumu vytoku elektroobladnannia tvarynnytskoho prymishchennia. [Hardware and software implementation of intelligent computer-integrated control system and prediction of leakage current of electrical equipment of livestock premises]. Enerhetyka i avtomatyka, 2, 77 – 85.

3. Lysenko. V. P., Reshetiuk, V. M., Shtepa, V. M., Zaiets, N. A. (2014). Systemy shtuchnoho intelektu: nechitka lohika, neironni merezhi, nechitki neironni merezhi, henetychnyi alhorytm [Artificial intelligence systems: fuzzy logic, neural networks, fuzzy neural networks, genetic algorithm]. Kyiv, 336.

4. Zagirnyak, M., Prus, V., Somka, O. (2015). Reliability Models of Electric Machines with Structural Defects Proceedigs 2015 16th International Conference on

"Computational Problems of Electrical Engineering"
CPEE – 2015. Lviv, 249-251.

5. Kondratenko, I. P., Zaiets, N. A., Shtepa, V. M. (2020). Naukovi osnovy keruvannia elektrotekhnichnykh kompleksamy neperervnykh vyrobnytstv iz prohnouzuvanniam neshtatnykh sytuatsii: monohrafiya [Scientific bases of management of electrotechnical complexes of continuous productions with forecasting of abnormal situations: monograph]. Kyiv: Printeko, 256.

6. Lysenko, V. P., Zayets, N. A., Shtepa, V. M., Dudnyk, A. O. (2011). Neiromerezheve prohnouzuvannia chasovih riadiv temperaturi navkolishniogo prirodnogo seredovishcha [Neural network forecasting of time series of external temperature], Bioresursy i pryrodokorystuvannia, №3 – 4, 102 – 108.

7. Zaiets N., Kondratenko I. (2019) Development of an Intelligent System for Predicting the Reliability of Electric Motors. IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO). 2019, Kyiv, 614-619.

8. Gerasymenko, V., Vasylenko, V., Maiborodina, N., Kovalov, O. (2022). Neyromerezheve prohnouzuvannia strumu vytoku na osnovi tekhnolohichnykh parametriv [Neural network forecast of leak current based on technological parameters]. Enerhetyka i avtomatyka, 3, 109 – 118.

9. Gerasymenko, V., Vasylenko, V., Maiborodina, N., Kovalov, O. (2022). Neyromerezheve prohnouzuvannia strumu vytoku na osnovi teorii chasovykh ryadiv [Neural network prediction of leakage current based on the theory of time series forecasting]. Enerhetyka i avtomatyka, 4, 86 – 93.

NEURAL NETWORK PREDICTION OF LEAKAGE CURRENT BASED ON THE THEORY OF TIME SERIES FORECASTING

V. Gerasymenko

Abstract. Means of measuring and controlling the value of the leakage current have proven themselves as an effective technical method of monitoring the state of the insulation of the electric motor. The use of devices that allow not only to fix, but also to predict the achievement of dangerous values of the leakage current, which makes it possible to inform the service personnel in advance about the possible danger, and thus reduce the time for simple electrical equipment and use the technological pause for maintenance, repair or replacement of electric motors without waiting their complete rejection. Neural networks used to predict the reliability of electric motors have proven to be effective in predicting these complex processes.

On the basis of the obtained experimental data, neural networks were synthesized, both on the basis of technological parameters and on the basis of the theory of time series. A comparison of the operating features of a neural network based on technological parameters and a neural network based on the theory of time series indicates that: the first type of neural network works more efficiently with sharp emissions of the predicted leakage current; the second type of neural networks more accurately models the value of the predicted value near its relatively averaged readings. The peculiarities of the prediction of these neural networks proved the need to create a selection criterion responsible for choosing the most effective of the synthesized neural networks at a certain point in time.

Key words: *leakage current, technological parameters, theory of time series forecasting, neural network, selection criterio.*