

УДК 621.314

Шевченко Сергій Юрійович, канд. техн. наук, доцент, професор кафедри "Передача електричної енергії" Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», г. Харків, Україна. Вул. Фрунзе 21, Харків Україна 61002. E-mail: syurik42@rambler.ru. Контактний тел.: 050-291-44-51 ID ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9658-7787>

ПРОГНОЗУВАННЯ ВОЛЬТ-АМПЕРНОЇ ХАРАКТЕРИСТИКИ ВАРИСТОРИВ В ЗОНІ СТРУМІВ ВИТОКУ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

На основі аналізу літературних джерел обрано тип нейронної мережі, розроблена її структура та проведено навчання. Розроблено нейронну мережу для прогнозування вольтамперних характеристик обмежувачів перенапруг нелінійних в зоні струмів витоку. Отримана нейронна мережа дає прийнятні похибки прогнозу вольт-амперної характеристики в зоні струму витоку.

Ключові слова: нейронна мережа, вольтамперна характеристика, обмежувач перенапруг нелінійний.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВОЛЬТ-АМПЕРНОЙ ХАРАКТЕРИСТИКИ ВАРИСТОРА В ЗОНЕ ТОКОВ УТЕЧКИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Шевченко Сергей Юрьевич канд. техн. наук, доцент, профессор кафедры "Передача электроэнергии" Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», м. Харків, Україна. Ул. Фрунзе 21, Харьков Украина 61002. E-mail: syurik42@rambler.ru. Контактный тел.: 050-291-44-51, ID ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9658-7787>

На основе анализа литературных источников выбран тип нейронной сети, разработана ее структура и проведено обучение. Разработана нейронная сеть для прогнозирования вольтамперных характеристик ограничителей перенапряжений нелинейных в зоне токов утечки. Полученная нейронная сеть дает приемлемые погрешности прогноза вольтамперной характеристики в зоне тока утечки.

Ключевые слова: нейронная сеть, вольт-амперная характеристика, ограничитель перенапряжений нелинейный.

Shevchenko Sergey Yurevich, Ph. D, Professor, Department "electricity transmission" National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute" Kharkiv Ukraine. Str. Frunze 21 61002 Kharkiv Ukraine. E-mail: syurik42@rambler.ru. Tel.: 050-291-44-51 pin, ID ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9658-7787>

PREDICTION CURRENT-VOLTAGE CHARACTERISTICS VARISTOR IN THE AREA LEAKAGE CURRENTS USING NEURAL NETWORKS

Prediction Current-voltage characteristics arrester leakage current in the area is necessary to solve the problem of the correct choice of networks with the presence of higher harmonic components at the design stage surge protection systems. The complexity of the problem of forecasting the Current-voltage characteristics varistor in the area leakage currents is that to construct adequate forecasting models must take into account not only the impact of stress and type of surge arresters, but a complex, non-linear behavior of the parameters of varistors, which depends on their composition and production technology. Therefore, the task of forecasting appropriate to use mathematical tools that would take into account nonlinear dependencies varistors parameters, such as neural networks. As input data used in the measurement results CVC varistors different voltage classes and different manufacturers. Based on analysis of the literature selected type of neural network, developed its structure and trained. The resulting neural network provides acceptable accuracy of the forecast current-voltage characteristics in the area of the leakage current.

Keywords: neural network, the current-voltage characteristic, surge arrester nonlinear.

Вступ

Одним з перспективних напрямків прогнозування вольт-амперних характеристик (ВАХ) варисторів є застосування нейронних мереж. Нейронні мережі дозволяють справлятися з такими проблемами прогнозування, як неповнота і зашумленість вхідних даних, і володіють миттєвим відгуком. При цьому використання нейронних мереж дозволяє істотно скоротити кількість параметрів, які заміряються, що відповідно скорочує необхідну кількість експериментальних досліджень для заданого типу варистора. Завдання прогнозування ВАХ варисторів із застосуванням штучних нейронних мереж зводиться до вибору типу мережі, визначення параметрів архітектури та її навчання.

Аналіз публікацій та постановка проблеми

У роботах [1, 2, 3, 4] розглянуто структури особливості будови та методи навчання нейронних мереж, які можуть бути використані для прогнозування ВАХ ОПН в зонах струмів витоку. Аналіз цих робіт показує, що не всі вони відповідають умовам прогнозування ВАХ в зоні струмів витоку.

Аналіз робіт [5, 6, 7] виявив, що для отримання відповідних результатів прогнозування ВАХ ОПН в зоні струмів витоку можуть бути використані нейро-нечіткі мережі. Цей висновок дає можливість використати для рішення задачі прогнозування середовище Matlab Version 7.0 (free version) з вбудованим пакетом Fuzzy Logic Toolbox. Використовуючи цей пакет та експериментальні ВАХ ОПН в зоні струмів витоку може бути розроблена та навчена нейронна мережа для прогнозування ВАХ для різних типів ОПН, яка необхідна для розрахунків активної потужності, що виділиться в ньому та розрахунків теплового балансу.

Мета статті. Проведені дослідження ставили за мету розробити метод прогнозування ВАХ ОПН в зоні струмів витоку. Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні завдання:

- вибір типу нейронної мережі;
- розробка структури нейронної мережі;
- навчання нейронної мережі.

Метод вирішення

Прогнозування ВАХ ОПН в зоні струмів витоку є необхідним для вирішення задачі їх коректного вибору в мережах з наявністю вищих гармонійних складових на етапі проектування систем захисту від перенапруг. Складність задачі прогнозування ВАХ ОПН полягає у тому, що для побудови адекватної моделі прогнозу необхідно враховувати не тільки вплив напруги та тип ОПН, але й складний, нелінійний характер зміни параметрів варисторів, який залежить від їх складу та технології виробництва. Завдання значно ускладнює та обставина, що вихідна інформація про параметри варисторів є не повною і в ряді випадках умовно – визначеною. Тому для вирішення завдання прогнозу доцільно використовувати математичний апарат, який би враховував нелінійний характер залежностей параметрів варисторів, наприклад нейронні мережі. В якості вхідних даних використовувалися результати вимірювання ВАХ варисторів різних класів напруги та різних виробників. Всього було проаналізовано ВАХ експериментально отримані для 50 ОПН з варисторами провідних виробників Сименс та Епкос. Загальний обсяг вибірки склав понад 10 тисяч

Фізичними основами для прогнозування були результати наступних досліджень:

1. В роботі [8] встановлено, що залежності напруги від струму для різних типів ОПН мають складний, нелінійний характер, обумовлений зміною параметрів варисторів, які залежать від їх складу та технології виробництва, що обґрунтовує необхідність використання для прогнозування апарату нейронних мереж;

2. В роботі [9] показано необхідність використання ВАХ ОПН при розрахунках енергії, що він розсіює. Такі розрахунки необхідно виконувати на етапі проектування систем захисту від перенапруг;

3. Дослідження, виконані в [10] показали що в зоні струмів витоку ВАХ ОПН мають два характерних відрізка, які мають практично лінійний характер. Нелінійність ВАХ на цих відрізках проявляється по різному, але між різними ВАХ існує статистичний зв'язок.

У процесі досліджень, аналізувалася можливість прогнозування значень струму через ОПН по відомим значенням напруги та типу варисторів.

Прогнозуюча нейронна мережа (НМ) повинна мати всього один вихід і стільки входів, скільки попередніх значень ми хочемо використовувати для прогнозу - наприклад, 4 останніх значення.

Розглянемо основні етапи проектування та навчання нечіткої нейронної мережі для вирішення задачі прогнозування. Проектування адаптивної системи нейро-нечіткого виводу, як і будь якої нейронної мережі, складається з побудови системи та її навчання. Побудова

складається з проектування бази знань, яка складається з бази даних, що зберігає параметри функції приналежності у вигляді системи нечіткого виводу і бази правил генеруються на основі бази даних. Таким чином, алгоритм рішення можна представити у вигляді діаграми активності.

Етап проектування нейро-нечіткої мережі. Цей етап реалізується в кілька кроків:

- 1) генерація FIS-структури, в рамках даного етапу визначаються параметри функцій приналежності;
- 2) генерація бази правил, на даному етапі визначається число правил, передумови і висновки для кожного правила;
- 3) задаються параметри навчання: кількість епох, мінімальна помилка навчання та швидкість навчання мережі і початкові параметри: обнуляється лічильник епох, і інші змінні, що використовуються при навчанні;
- 4) якщо кількість епох менше заданого або необхідна помилка більш середньоквадратичної починаємо нову епоху навчання і переходимо на крок 5, інакше на крок 9;
- 5) якщо є ненавчені вибірки, то зчитуємо дані черговий вибірки і переходимо на крок 6, інакше на крок 8;
- 6) навчання мережі за поточною вибіркою методом зворотного поширення помилки;
- 7) визначаємо помилку після навчання і переходимо на крок алгоритму 5;
- 8) розраховуємо помилку навчання як середньоквадратичне відхилення помилки кожної вибірки і переходимо на крок 4.
- 9) виведення результатів на екран.

Перший і другий кроки характеризують створення бази знань, на кроках 3–8 відбувається навчання створеної мережі.

Етап навчання мережі. Типові процедури навчання нейронних мереж можуть бути застосовані для настройки ANFIS-мережі тому що, в ній використані тільки функції які диференціюються. Зазвичай застосовується комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки і методу найменших квадратів.

Алгоритм зворотного поширення помилки налаштовує параметри антецедентів правил, тобто функцій приналежності. Методом найменших квадратів оцінюються коефіцієнти висновків правил, оскільки вони лінійно пов'язані з виходом мережі. Кожна ітерація процедури налаштування виконується в два етапи.

На першому етапі на входи подається навчальна вибірка, і по різниці між бажаною і дійсною поведінкою мережі ітераційним методом найменших квадратів знаходяться оптимальні параметри вузлів четвертого шару. На другому етапі залишкова різниця передається з виходу мережі на входи, і методом зворотного поширення помилки модифікуються параметри вузлів першого шару. При цьому знайдені на першому етапі коефіцієнти висновків правил не змінюються. Під час прямого проходу визначаються параметрів виводу методом найменших квадратів. Під час зворотного проходу оновлюються параметри передумов за допомогою методу зниження градієнта. Ітераційна процедура настройки триває поки різниця перевищує заздалегідь встановлене значення.

Таким чином, при прямому проході модифікуються параметри висновків правил за наступною формулою:

$$y_i(t+1) = y_i(t) + \gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial y_i(t)} = y_i(t) + \frac{\gamma(y^* - y) \cdot \prod_j \mu_{ik}(x_j)}{\sum_j \prod_n \mu_{nm}(x_n)}, \quad (1)$$

де γ – постійна навчання;

t – епоха навчання обучения;

i – номер правила;

y^* – необхідне значення виходу мережі; y – отримане значення виходу мережі;

$k - j$ -ая передумова правила i ; $m - n$ -ая передумова правила j .

Під час зворотного проходу оновлюються параметри передумов за допомогою методу зниження градієнта. Наприклад, при функції приналежності Гаусса формули модифікації параметрів a і b визначені таким чином:

$$a_{di}(t+1) = a_{di}(t) + \frac{\lambda(y^* - y) \cdot \sum_j (y_k - y) \prod_{l < j} \mu_{lj}(x_l)}{\sum_j \prod_n \mu_{nm}(x_n)} \times \frac{(x_d - a_{di}) \cdot \mu_{di}(x_d)}{b_{di}^2}, \quad (2)$$

$$b_{di}(t+1) = b_{di}(t) + \frac{\beta(y^* - y) \cdot \sum_j (y_k - y) \prod_{l < j} \mu_{lj}(x_l)}{\sum_j \prod_n \mu_{nm}(x_n)} \times \frac{(x_d - a_{di})^2 \cdot \mu_{di}(x_d)}{b_{di}^3}. \quad (3)$$

В якості помилки навчання мережі використовуємо середньоквадратичну помилку, розраховану за такою формулою:

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i^* - y_i)^2}{n - 1}}, \quad (4)$$

де n – кількість вибірок навчання.

Алгоритм навчання складається з визначення правил, що впливають на результат при даних значеннях входів мережі, визначення необхідного приросту укладення правил, настройки висновків правил, визначення значення виходу мережі при налаштованих параметрах, визначення залишкової помилки шляхом знаходження різниці між виходом мережі і необхідним значенням мережі, визначення приросту передумов правил і налаштування передумов правил.

Алгоритм навчання адаптивної системи нейро-нечіткого виводу можна розбити на наступні кроки:

1. Визначити для вибірки правила, які впливають на результат, це ті правила $\hat{\tau}_i$, яких не дорівнює нулю.
2. Якщо є нерозглянуті правила, які впливають на результат зчитуємо чергове правило і переходимо на крок 3, інакше на крок 5.
3. Розраховуємо приріст для параметрів функцій приналежності, визначених на основі розглянутого правила за формулою (1).
4. Змінюємо значення параметрів функцій приналежності на розраховану величину за формулами (2) та (3) і переходимо на крок 2.
5. Розраховується вихідне значення мережі після зміни параметрів вихідного шару.
6. Визначається залишкова помилка.
7. Якщо є нерозглянуті правила, які впливають на результат зчитуємо чергове правило і переходимо на крок 8, інакше на крок 12.
8. За передумовам правил визначаємо які вузли першого шару впливають на результат.
9. Розраховуємо похідну функції приналежності для певних вузлів визначених на попередньому кроці.
10. Розраховуємо приріст для параметрів функцій приладдя за формулою (1).
11. Змінюємо значення параметрів функцій приналежності на розраховану величину за формулами (2), (3) і переходимо на крок 7.
12. Завершення навчання і вихід з процедури.

Третій і четвертий кроки алгоритму реалізують навчання вузлів вихідного шару, п'яти і шостий кроки обчислюють залишкову помилку після навчання вихідного шару, і дев'ятий та десятий кроки реалізують навчання вузлів першого шару методом градієнтного спуску.

Навчена таким чином нейронна мережа спроможна з досить високою точністю прогнозувати параметри, що вивчаються. В нашому випадку прогнозувати струм, що протікає скрізь ОПН про завданій випробувальній напрузі та типі варистора, який складає конструкцію ОПН.

Для чисельної оцінки прогнозування ВАХ ОПН, розроблявся алгоритм, реалізований на ЕОМ в середовищі Matlab Version 7.0 (free version) з вбудованим пакетом Fuzzy Logic Toolbox.

Враховуючи наявність функціонального зв'язку між випробувальною напругою, типом варистора та струмом через ОПН, прогнозування значень струму проводилося наступним чином:

вхідними змінними були:
випробувальна напруга;
тип варистора визначений числом.

В якості вихідних даних використовувалися результати експериментальних досліджень ВАХ варисторів в зоні струмів витоку для різних типів варисторів та їх пар [Восточноєвропейский]. Використовуючи пакет Fuzzy Logic Toolbox, вбудований в середу Matlab Version 7.0 (free version) була розроблена нейронна мережа. Загальний вигляд створеної нейронної мережі представлений на рис. 1.

У створеній мережі 16 входів, 9 входів за випробувальною напругою та 7 входів по типу варисторів. Було вибрано дві функції приналежності для кожної вхідної змінної. В якості функцій приналежності для кожного з термів була обрана трапецеїдальних функція, математичний вираз якої має вигляд:

$$f_i(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 0 & d \leq x \end{cases}$$

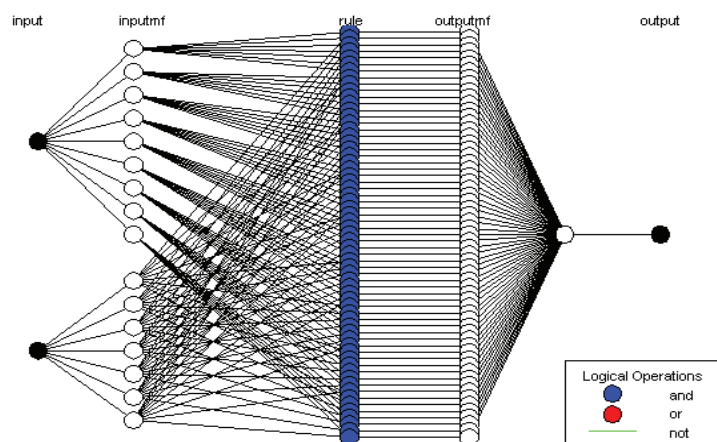


Рис. 1. Топологія нейронної мережі для прогнозування струму через ОПН в зоні струмів витоку ВАХ

Для вихідного параметра тип функції приналежності був заданий як Linear. Кількість циклів навчання створеної нейронної мережі склало 600 epoch.

Помилка навчання склала $5,1 \cdot 10^{-6}$ мА. Після чого була протестована на вибірці з даних, які не використовувалися в навчальній вибірці. На рис. 2 наведені фактичні (перевірочна вибірка) і прогнозовані значення струму через ОПН.

В результаті поведінку, мережі можна вважати цілком адекватною, середньоквадратичне похибка прогнозу склала 0,00292 мА, що, враховуючи обмежений обсяг навчальної вибірки, є прийнятним.

Висновки

1. В результаті проведених досліджень вибрано типу нейронної мережі, розроблена її структура нейронної мережі та проведено її навчання.

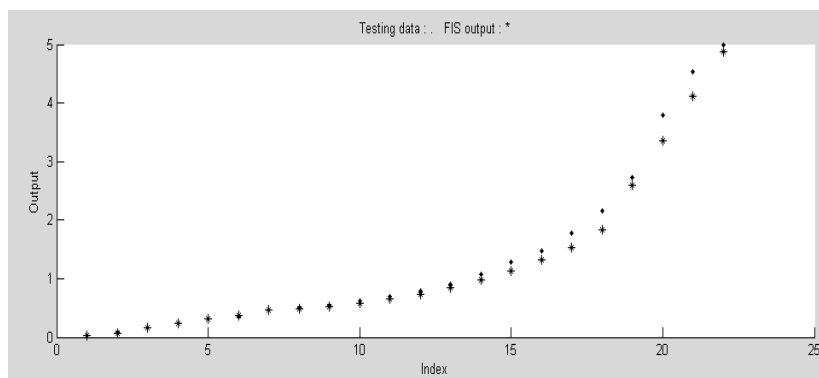


Рис. 2. Фактичні (+) і спрогнозовані (*) значення струму

2. Розроблена нейронна мережа для прогнозування ВАХ ОПН в зоні струмів витоку дає хороші прогнози струму, похибка яких на перевищує 0,00292 мА.

Список використаної літератури:

1. L. K. Hansen and P. Salamon, "Neural network ensembles," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 12, no. 10, P. 993–1001, Oct. 1990.
2. K. R. Castleman, Digital Image Processing, 1st ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1996.
3. W. K. Pratt, Digital Image Processing, 2nd ed. New York: Wiley, 1991.
4. P. T. C. Maerz N. H. and J. A. Franklin, "Wipfrag image based granulometry system," in Proc. FRAGBLAST 5 Workshop on Measurement of Blast Fragmentation, Montreal, QC, Canada, Aug. 1996, P. 91–99
5. L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on dimmersion simulations," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 13, no. 6, P. 583–598, Jun. 1991.
6. C. Farfán, R. A. Salinas and G. Cifuentes, "Rock segmentation and measures on gray level images using watershed for sizing distribution in particle systems," in Dept. Metallurgical Eng., Univ. Santiago Chile (USACH).
7. T. R. Sumithira, A. Nirmal Kumar, R. Ramesh Kumar, 2012. An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based Prediction of Solar Radiation: A Case study. Journal of Applied Sciences Research, 8(1), P. 346–351.
8. Шевченко С. Ю. Метод визначення спроможності обмежувача перенапруг нелінійного поглинати енергію без втрати теплового балансу. Текст] /С. Ю. Шевченко // Електротехніка та електромеханіка. – Харків, 2015. – № 4.
9. Шевченко С. Ю. Схема заміщення обмежувача перенапруг нелінійного для аналізу його роботи при порушеннях якості електроенергії в мережі. [Текст] / С. Ю. Шевченко // Вісник НТУ «ХПІ». Харків : НТУ «ХПІ», 2015. – № 53.
10. Шевченко С. Ю. Експериментальні дослідження електричних характеристик ОПН. [Текст] /С. Ю. Шевченко // Вісник НТУ «ХПІ». Харків: НТУ «ХПІ», 2015. № 52.

References:

1. L. K. Hansen and P. Salamon, "Neural network ensembles," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 12, no. 10, P. 993–1001, Oct. 1990.
2. K. R. Castleman, Digital Image Processing, 1st ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1996.
3. W. K. Pratt, Digital Image Processing, 2nd ed. New York: Wiley, 1991.
4. P. T. C. Maerz N. H. and J. A. Franklin, "Wipfrag image based granulometry system," in Proc. FRAGBLAST 5 Workshop on Measurement of Blast Fragmentation, Montreal, QC, Canada, Aug. 1996, P. 91–99
5. L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on dimmersion simulations," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 13, no. 6, P. 583–598, Jun. 1991.
6. C. Farfán, R. A. Salinas and G. Cifuentes, "Rock segmentation and measures on gray level images using watershed for sizing distribution in particle systems," in Dept. Metallurgical Eng., Univ. Santiago Chile (USACH).
7. T. R. Sumithira, A. Nirmal Kumar, R. Ramesh Kumar, 2012. An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based Prediction of Solar Radiation: A Case study. Journal of Applied Sciences Research, 8(1), P. 346–351.
1. Shevchenko S.U. (2015) The method of determining the ability of the arrester to absorb energy without breaking the heat balance [Metod viznachennya spromozhnosti obmezhuвача perenaprug nelinejnogo poglinati energiyu bez vtrati teplovogo balansu]. Elektrotexnika ta elektromexanika. – Kharkiv. – №4.
2. Shevchenko S.U. (2015) he equivalent circuit surge arrester nonlinear analysis of his work in violation of the quality of electric power network [Sxema zamischennya obmezhuвача perenaprug nelinejnogo dlya analizu jogo roboti pri porushennyah yakosti elektroenergii v merezhi.]Visnik NTU „KhPI”. Kharkiv: NTU „KhPI”. – № 53.
3. Shevchenko S.U. (2015) Experimental studies electrical characteristics of the arrester. [Eksperimentalni doslidzhennya elektrichnih karakteristik OPN.] Visnik NTU „KhPI”. Kharkiv NTU „KhPI”. – № 52.

Поступила в редакцию 28.05 2015 г.