

ВИЗНАЧЕННЯ МІСЦЯ КЗ НА ЛЕП З ВИКОРИСТАННЯМ БАГАТОШАРОВОГО ПЕРСЕПТРОНА

© Блінов І.В., 2007

Наведено процедуру виявлення місця однофазного КЗ на ЛЕП під час вимірювання параметрів аварійного режиму на основі штучної нейронної мережі. Доведено працездатність та переваги запропонованого підходу у разі застосування багатошарового персеプトна.

This paper deals with the application of artificial neural networks (ANNs) to fault location in transmission line. The results show multi-layer perceptron offer the possibility to be used for fault location in transmission lines and give satisfactory results.

Час відновлення електропостачання споживачів, відімкнених внаслідок коротких замикань (КЗ) на повітряних лініях електропередачі (ЛЕП) значною мірою залежить від тривалості визначення місць пошкоджень (ВМП) ЛЕП. Група методів і засобів ВМП, що сьогодні одержала широке поширення на практиці, передбачає вимірювання параметрів аварійного режиму (ПАР) з подальшим розрахунком відстані до місця КЗ [8] і поділяється на методи вимірювання з двох та однієї сторони. Велика кількість методів ВМП дозволяють отримати задовільні результати [5], але при цьому більшість методів, що застосовують виміри ПАР з однієї сторони, втрачають точність за наявності, наприклад, великого значення перехідного опору в місці КЗ. Останнім часом, для розв'язання низки електроенергетичних задач активно застосовуються моделі і методи на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) [2], зокрема і для задачі визначення місця КЗ на ЛЕП [13].

Запропонований спосіб визначення місця однофазного КЗ в пошкодженій фазі ЛЕП на основі ШНМ при вимірюванні ПАР з однієї сторони, дозволяє враховувати виникнення перехідного опору в місці КЗ на ЛЕП у широкому діапазоні. Перевагою застосування ШНМ є прискорення процесу обробки інформації за рахунок рівнобіжної роботи всіх нейронів мережі і стійкість до помилок, що виникають у разі ушкоджень зв'язків нейронів [6]. Крім того, здатність ШНМ до навчання й узагальнення нагромадженої інформації дозволяє успішно застосовувати нейронні мережі для обробки даних, що не беруть участі у навчанні ШНМ [1]. Тому під час моделювання навчальних даних для ШНМ не враховують такі фактори, як, наприклад, кут виникнення КЗ і зміна параметрів ЛЕП, які у даному випадку розглядаються як умовно постійні величини.

Процедура навчання ШНМ для розпізнавання місця КЗ під час вимірювання ПАР з однієї сторони використовує в якості вхідних даних діючі значення струмів і напруг у момент КЗ на пошкодженій фазі ЛЕП. Для цього, використовуючи різні типи й архітектури ШНМ, проводять навчання мережі з заданим рівнем похибки навчання. Далі працездатність мережі перевіряється на тестовій вибірці, що складається зі значень, які не використовувалися для її навчання. Якщо точність результатів роботи ШНМ не влаштовує, то мережа заново навчається на новій вибірці. При досягненні бажаної похибки роботи мережі, що перевірена на тестовій вибірці, ШНМ використовують для розпізнавання місця КЗ на реальному об'єкті. Розглянемо основні підходи до формування навчальної вибірки на прикладі лінії 330 кВ, схему якої зображено на рис.1. Моделювання значень струмів і напруги в момент КЗ під час формування вибірок даних для навчання і тестування ШНМ проводиться з використанням програми розрахунків струмів КЗ для визначення місць пошкодження ЛЕП комплексу V-VI-50ПЗ [4]. ЛЕП має декілька коридорів різної довжини $L1 \div L5$ з різними значеннями параметрів ЛЕП. Крок дискретизації відстані до місця КЗ

коридорів L1, 2, 3, 5 беруть такими, що дорівнює 1 км, а L4 – 3 км для всіх випадків, що розглядатимуться в статті.

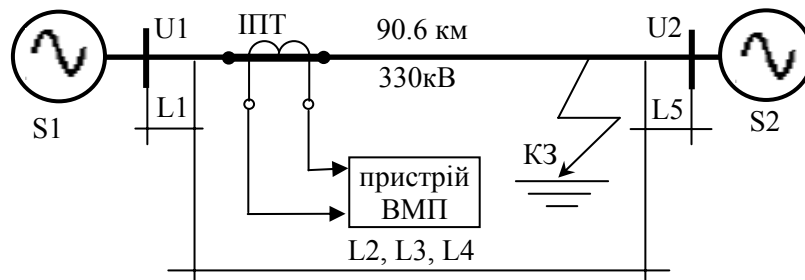


Рис. 1. Схема для моделювання ЛЕП 330 кВ

Розраховані значення струмів і напруг у момент КЗ ЛЕП при різних значеннях перехідного опору в цьому випадку вважаються еталонними величинами. При складанні вибірок для навчання і тестування ШНМ, доаварійний режим роботи ЛЕП прийнято умовно постійним, зміна перехідного опору враховується в діапазоні 0–75 Ом з різним кроком дискретизації.

Потрібно зазначити, що діючі значення струму і напруги в пошкодженій фазі при КЗ для визначеного значення перехідного опору можуть значно змінюватися від початку до кінця ЛЕП. Така зміна значною мірою впливає на визначення місця КЗ на ЛЕП, при цьому ще сильніше проявляється вплив перехідного опору в місці КЗ, особливо при його значенні понад 30 Ом. Це, своєю чергою, зумовлює необхідність визначення ПАР з високою точністю, навіть за наявності досить адекватної моделі ЛЕП під час моделювання даних для навчання ШНМ.

Ефективне розв'язання задачі визначення місця КЗ на основі ШНМ передусім залежить від правильного вибору типу й архітектури мережі, підготовки даних для навчання і тестування ШНМ, алгоритму навчання. Нині запропоновано і розроблено велика кількість типів ШНМ, що відрізняються структурою зв'язків між нейронами в шарі і зв'язків між шарами мережі, методами навчання ШНМ, своїм призначенням [3, 6].

Запропонований спосіб розв'язання поставленої задачі ґрунтується на використанні багатошарової ШНМ з прямим поширенням сигналу або, іншими словами, багатошарового перцептрона (БШП) з алгоритмом зворотного поширення помилки (ЗПП). Архітектура БШП з одним прихованим шаром показана на рис. 2 і має вхідний, вихідний і один прихований шари. Під шаром мережі розуміється сукупність нейронів з єдиним вектором вхідних сигналів.

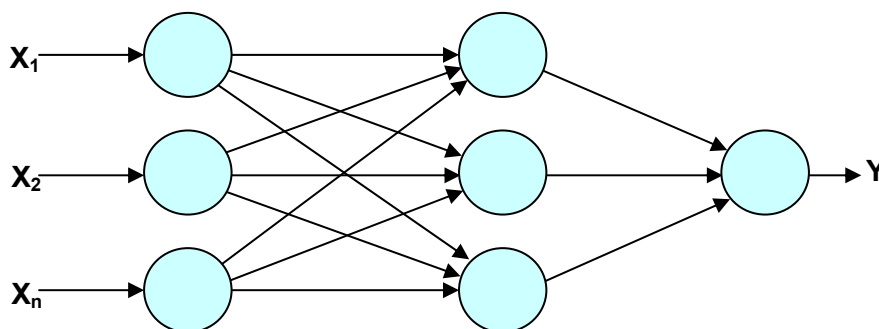


Рис. 2. Архітектура багатошарового перцептрона

Як видно на рис. 2, нейрони БШП організовані в пошарову структуру з прямою передачею сигналу. Зовнішні вхідні сигнали надходять на нейрони вхідного шару, при цьому виходи вхідного шару є, власне кажучи, входами для прихованого шару і мережі загалом. Вхідний шар виконує

тільки допоміжні функції сприйняття і розподілу вхідних сигналів. Кожен нейрон мережі продукує зважену суму своїх входів, що надходить в активаційну функцію нейрона, вихід такої функції і є виходом нейрона.

Сьогодні існують формули для оцінки кількості нейронів у прихованому шарі БШП [3], але при цьому остаточно кількість нейронів уточнюється експериментально. Нейрони вихідного шару БШП мають лінійну функцію активації, що підсумовує вхідні зважені величини і поділяє результат на константу. Функції активації нейронів схованого шару БШП можуть мати найрізноманітніший вид, але, як правило, функція активації належить до класу сигмоїдальних функцій, до яких належать, наприклад, логистична і тангенціальна функція, що стискають вхідні значення в діапазон $[0, 1]$ і $[-1, 1]$ відповідно. Для БШП, що розглядається в якості активаційної функції нейронів прихованого шару, обрано тангенціальну функцію, застосування якої в цьому випадку дозволяє зменшити середньоквадратичну похибку навчання мережі при меншій кількості нейронів у шарі і підвищити швидкість обчислень. Середньоквадратична похибка навчання БШП E розраховується як різниця між еталонним і вихідним вектором за формулою

$$E = \sum (y_i - y^*_i)^2/n, \quad (1)$$

де y_i – значення вектора цілей; y^*_i – значення виходу БШП; n – кількість поданих прикладів навчання.

Для навчання БШП використовується алгоритм ЗПП на основі методу Левенберга-Маркара, що полягає в поширенні сигналів похибки від виходів ШНМ до її входів, у напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Алгоритм знаходить компроміс між різними навчальними прикладами і змінює ваги зв'язків нейронів так, щоб зменшити сумарну похибку E [9, 14].

Метод Левенберга-Маркара для навчання ШНМ [10, 12], є одним з найрозповсюдженіших алгоритмів і дозволяє значно скоротити час навчання, а також зменшити середньоквадратичну похибку навчання мережі. При цьому властиві алгоритмові обмеження, такі як, наприклад, можливість застосування алгоритму для навчання БШП невеликого розміру з одним виходом, є цілком припустимими для розв'язання задачі визначення місця КЗ на ЛЕП.

Одним з факторів, що впливають на середньоквадратичну похибку навчання є кількість епох навчання, при цьому одна епоха відповідає часу, за який на вхід мережі подається вся навчальна вибірка один раз. На рис. 3 показано залежність похибки навчання E БШП на основі методу Левенберга-Маркара від кількості епох навчання для навчальної вибірки при зміні перехідного опору від 0 до 15 Ом із кроком дискретизації 3 Ом.

Як видно на рис. 3 середньоквадратична похибка навчання БШП зменшується у разі збільшення кількості епох навчання, при цьому така зміна є незначною у проміжку 3000–10000 епох. Відповідно, при навчанні БШП для визначення місця КЗ ЛЕП береться 5000 епох, що дозволяє знизити похибку навчання мережі до необхідного рівня точності, при порівняно невеликих витратах часу на навчання БШП.



Рис. 3. Залежність середньоквадратичної похибки БШП від кількості епох навчання

Часто оптимізація роботи алгоритмів ЗПП зв'язана з нормалізацією значень даних, що надходять на вхід БШП, тобто, приведенням даних до визначених інтервалів. Нормалізація даних перед навчанням БШП збільшує швидкість навчання мережі і зменшує помилку навчання [7, 11], тому, в цьому разі, дані, що надходять на вхід мережі, приводять до інтервалу $[-1 \ 1]$, який відповідає тангенціальній функції активації нейронів прихованого шару БШП. На рис. 4 показано діаграму залежності похибки навчання E БШП від значення перехідного опору в місці КЗ для нормалізованих і ненормалізованих даних.

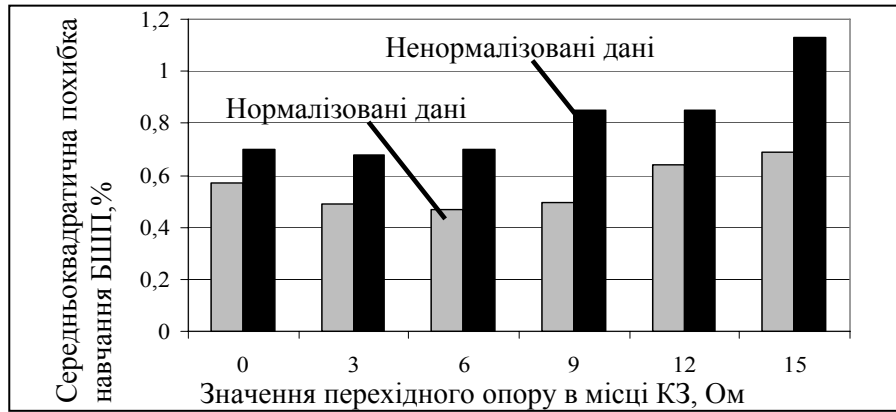


Рис. 4. Залежність похибки навчання БШП від значення перехідного опору

Після навчання БШП працездатність мережі перевіряється на тестовій вибірці, що складається зі значень, які не брали участі у навчанні БШП. Архітектура й організація навчальних і тестової вибірок, похибки навчання БШП, а також середня похибка до довжини лінії для різних діапазонів значень перехідного опору в місці КЗ наведені в таблиці. Крок дискретизації перехідного опору дорівнює 3 Ом, при цьому значення перехідного опору, відібрані для формування тестової вибірки, були виключені з навчальної вибірки.

Похибка роботи БШП

Навчальна вибірка	Архітектура ШНМ	Тестова вибірка	Середньоквадратична похибка навчання БШП	Загальна відносна похибка до довжини лінії, %
$R_{п} = 0 \div 15$ Ом крок = 3	6-9-1	$R_{п} = 1, 4, 8, 11, 14$	0,55	0,6
$R_{п} = 0 \div 30$ Ом крок = 3	11-16-1	$R_{п} = 1, 8, 14, 22, 29$	0,76	0,68
$R_{п} = 0 \div 45$ Ом крок = 3	14-20-1	$R_{п} = 4, 14, 22, 33, 42$	0,85	0,85
$R_{п} = 0 \div 60$ Ом крок = 3	18-24-1	$R_{п} = 8, 22, 33, 42, 54$	1,3	1,12
$R_{п} = 0 \div 75$ Ом крок = 3	23 -31-1	$R_{п} = 11, 29, 42, 54, 69$	2,74	2,5

На підставі результатів тестування БШП можна зробити висновок, що досягається досить висока точність визначення місця КЗ у разі зміни перехідного опору у діапазоні $R_{п} = 0 \div 45$ Ом і менше, що визначається невеликою середньоквадратичною похибкою навчання мережі. Для $R_{п} = 0 \div 60$ Ом і $R_{п} = 0 \div 75$ Ом точність визначення місця КЗ значно знижується. При цьому середня похибка залишається в припустимих межах, хоча можливі і відхилення виходів мережі від еталонних значень, що перевищують 5 % для навчальної вибірки зі зміною перехідного опору в

межах $R_{\Pi} = 0\text{--}75$ Ом. Відзначимо, що час роботи БШП лежить у межах 0,005–0,04 секунди, що в основному залежить від розміру навчальної вибірки і складності виду КЗ, що подається для розпізнавання на вхід мережі.

Основною перевагою наведеного способу визначення місця КЗ ЛЕП під час вимірювання параметрів аварійного режиму з однієї сторони лінії є можливість врахування виникнення перехідного опору в місці КЗ у діапазоні 0–75 Ом. Здатність БШП до навчання й узагальнення інформації, що надходить на вхід мережі, дозволяє приймати зміну параметрів ЛЕП і кут виникнення КЗ як умовно постійні значення при моделюванні навчальних даних для БШП. Однотипність задачі пошуку місця КЗ для різних ЛЕП дозволяє ефективно використовувати запропонований спосіб для визначення місця КЗ на ЛЕП інших класів напруг, при цьому для досягнення необхідної точності роботи БШП необхідно користуватися наведеними у статті рекомендаціями.

1. Брюхомицкий Ю.А. *Нейросетевые модели для систем информационной безопасности: Учеб. пособие.* – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005. – 160 с. 2. Буткевич О.Ф., Павловский В.В. *Штучный интеллект та гібридні системи у розв'язанні задач електроенергетики: поточний стан та тенденції* // Пр. ІЕД НАНУ. – 2003. – № 1 (4). 3. Круглов В.В., Борисов В.В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика.* – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 4. Крылов В.А. *Программные средства для автоматизированных расчетов на ПЭВМ уставок защит в микропроцессорных устройствах фирмы SIEMENS в сложных электрических сетях* // Пр. Інституту електродинаміки Національної академії наук України. – 2005 – № 2(1). – С. 17–19. 5. Попов М.Г., Мякушин М.Ю. *Определение мест коротких замыканий на высоковольтных линиях электропередач* // Энергетик. – 2002. – № 10. 6. Хайкин С. *Нейронные сети: Полный курс.* – 2-е изд.: Пер.с англ. – М.: Вильямс, 2006.– 104 с. 7. Царегородцев В.Г *Оптимизация предобработки данных: константа Липшица обучающей выборки и свойства обученных нейронных сетей* // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2003. – № 7. – С. 3–8. 8. Шалыт Г.М., Айзенфельд А.И., Малый А.С. *Определение мест поврежденных линий электропередачи по параметрам аварийного режима* / Под ред. Г.М. Шалыта. – 2е изд., перераб. и доп. – М.: Энергоатомиздат, 1983. 9. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. *Learning internal representations by error propagation* / D. Rumelhart and J. McClelland, editors. *Parallel Data Processing.* – MA 1986. – Vol. 1, Chapter 8, the M.I.T. Press, Cambridge. – P. 318–362. 10. Hagan M.T., Menhaj M. *Training feedforward networks with the Marquardt algorithm* // *IEEE Transactions on Neural Networks.* – 1994. – Vol. 5, no. 6. – P. 989–993. 11. LeCun Y., Bottou L., Orr G.B., Müller K.-R. *Efficient BackProp* / *Neural Networks: Tricks of the trade* (G.Orr and K.Müller, eds.), *Springer Lecture Notes in Comp. Sci.* 1524. – 1998. – P. 5–50. 12. Hagan M.T., Demuth H.B., Beale M.H. *Neural Network Design,* PWS Publishing Company, Boston, MA 1996. – P. 12–19. 13. Oleskovicz M., Coury D.V. and Aggarwal R.K. *A complete scheme for fault detection, classification and localization in transmission lines using neural network* // *Proc. 7-th Int. Conf. Developments in Power System Protection.* – Amsterdam, the Netherlands, 2001. – P. 335–338. 14. Rumelhart B.E., Minton G.E., Williams R.J. *Learning representations by back propagating error.* *Wature,* 1986. – Vol. 323. – P. 1016–1028.