



УДК 621.316

КИРИЛЕНКО О.В., академік НАН України,

БЛІНОВ І.В., канд. техн. наук,

ТАНКЕВИЧ С.Є., аспірант,

Ін-т електродинаміки НАН України, м. Київ

ЦИФРОВА КОРЕКЦІЯ ПОХИБКИ АДАПТИВНОГО ВИМІРЮВАЛЬНОГО ПЕРЕТВОРЮВАЧА СТРУМУ В УСТАЛЕНИХ РЕЖИМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Сучасні системи керування електроенергетичними об'єктами (ЕЕО) в процесі функціонування орієнтуються на використання різних даних з єдиної спільної бази, що формується різного роду дачачами інформації. Відповідні міжнародні стандарти [1–3] ставлять досить жорсткі вимоги до таких дачачів вимірювальної інформації (трансформаторів струму (ТС), напруги (ТН) та високовольтних вимірювальних перетворювачів). Вирішити ці питання неможливо без інтелектуалізації таких пристроїв шляхом використання сучасних цифрових технологій. Прикладом такого пристрою є адаптивний вимірювальний перетворювач струму (АВПС) [4], що на відміну від традиційних ТС та ТН, у своїй конструкції має електронний блок реєстрації та аналого-цифрового перетворення. Такий блок розташовується на приєднанні безпосередньо біля фазних ТС та ТН.

Перевагою АВПС, з одного боку є зменшення впливу на його характеристики електричних і магнітних полів від обладнання первинних електричних кіл, а з іншого можливість використання цифрових методів корекції його вихідного сигналу. Ці методи на відміну від аналогових – більш точні та надійні. В той же час, використання в конструкції АВПС електронного блока вносить додаткову похибку, яка пов'язана з особливостями процесу аналого-цифрового перетворення, однак така похибка значно менша похибки електромагнітних трансформаторів і в загальному випадку нею можна знехтувати.

Точність вимірювання інформації про стан та режими електроенергетичних об'єктів, зокрема і ліній електропередачі (ЛЕП) високої напруги, залежить не тільки від вибору методу вимірювання, але і від ступеню впливу похибок, що виникають внаслідок викривлення вхідної інформації, на вимірювальні засоби. Існуючі методи вимірювання досить чутливі до викривлення вхідної інформації і, крім того, їх точність значною мірою залежить від величини струму. Це стосується, в тому числі і усталених режимів роботи. Слід зазначити, що точність сучасних електромагнітних ТС та ТН має досить значні межі припустимих похибок миттєвих значень струму та напруги, а саме: для вимірювальних виходів найбільш поширених ТС

та ТН класу точності $0,5S$ значення струмової похибки складає: $\pm 3,0\%$ при $(0,01 - 0,05) \cdot I_{\text{ном}}$; $\pm 1,5\%$ при $0,2 \cdot I_{\text{ном}}$; $\pm 0,5\%$, при $(1,0 - 1,2) \cdot I_{\text{ном}}$. В той же час, фактори, що впливають на точність ТС та ТН сьогодні не можуть бути враховані у повній мірі шляхом використання тільки традиційних методів вимірювання.

Постійне підвищення вимог до точності та надійності отримання вимірювальної інформації про стан та режими ЕЕО, а також прагнення використати всю доступну інформацію, як апріорну, так і поточну, робить актуальним розробку нових більш точних методів обробки результатів вимірювання, що мають здатність до адаптації та навчання.

Зважаючи на зазначене, метою статті є розвиток способів підвищення точності роботи АВПС при вимірюванні фазних миттєвих значень струмів високої напруги в усталених режимах роботи шляхом корекції вимірювальних сигналів.

Сьогодні у світі спостерігається істотне підвищення інтересу до розв'язання багатьох електроенергетичних задач шляхом використання різних методів та засобів штучного інтелекту. Невід'ємною частиною цього процесу є застосування теорії штучних нейронних мереж (ШНМ) [5] для вирішення задач пов'язаних з прогнозуванням (прогнозування електричного навантаження [6–8]), розпізнаванням образів та апроксимацією функцій (наприклад, визначення місць пошкодження на лініях електропередачі [9], діагностика та моніторинг стану електротехнічного обладнання [10, 11]), Штучні нейронні мережі знайшли застосування в сучасних засобах релейного захисту та автоматики [12, 13]. Слід зазначити, що ШНМ також добре себе зарекомендували в якості засобів, що використовуються в задачах з обробки, фільтрування та корегування цифрової інформації на рівні ЕЕО і електроенергетичних систем (ЕЕС).



КИРИЛЕНКО О.В.



БЛІНОВ І.В.



ТАНКЕВИЧ С.Є.

Аналіз публікацій та врахування таких властивостей ШНМ як їх здатність до навчання, високі здібності до апроксимації безперервної функції, можливість їх використання для аналізу рядів даних, не дивлячись на відсутність чи наявність будь-якої періодичності та циклічності, а також невисока чутливість до наявності викривлення вхідної інформації, дозволив визначити доцільність їх використання для корекції похибок вимірювальних сигналів АВПС. Крім того, до переваг ШНМ слід віднести простоту їх використання та адаптації в процесі експлуатації в порівнянні з іншими методами. Застосування ШНМ дозволяє використовувати для навчання дані, що отримані шляхом моделювання. Це, в свою чергу, дозволяє не враховувати велику кількість факторів, які впливають на точність отримання вимірювальної інформації, при використанні ШНМ в якості засобу корекції вимірювальних сигналів АВПС (як задачі цифрової обробки сигналів), під час його фактичного застосування на ЕЕО в умовах реальної експлуатації.

Цифрову обробку сигналу (ЦОС) зазвичай проводять для того, щоб визначити, яка функція лежить в основі явища, що спостерігається. Таким чином ЦОС, в загальному випадку, полягає в перетворенні певного цифрового сигналу у відповідний йому інший сигнал з необхідними властивостями. Така обробка сигналу виконується цифровими сигнальними процесорами за допомогою запрограмованих в них математичних алгоритмів. Також необхідно зазначити, що, оскільки, відліки цифрового сигналу надходять з постійною швидкістю, то процесор повинен за цей час встигати обробити поточний відлік до надходження наступного. Тобто ЦОС повинна проводитись в реальному часі.

На Рис. 1 наведено графічне відображення загального процесу ЦОС при корекції похибок вимірювання цифрового сигналу в АВПС.

Стосовно АВСП слід зазначити, що аналоговий сигнал проходячи через фазний ТС надходить на аналогово-цифровий перетворювач (АЦП) електронного блока АВПС і в результаті дискретизації за часом та квантування по рівню представляється в цифровому вигляді $x[n]$. Цей сигнал подається на мікропроцесор, який проводить його в відповідності з закладеним алгоритмом. Суть полягає в тому щоб сигнал на його виході $y[n]$ якомога точніше повторював вхідний аналоговий сигнал.

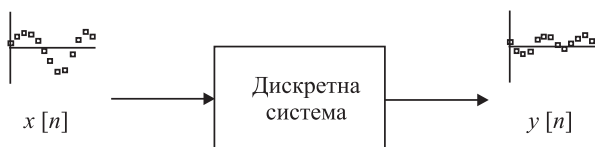


Рис. 1.

Зважаючи на зазначене, розглянемо задачу ЦОС при корекції похибок вимірювальних сигналів АВПС, як задачу апроксимації функції, яка полягає в перетворенні отриманої АВПС вимірювальної інформації про значення струмів в ЛЕП на еталонні значення, що наближені до фактично очікуваних значень в умовах постійного надходження потоку такої інформації в реальному масштабі часу.

Для розв'язання поставленої задачі можуть використовуватись різні типи ШНМ, зокрема багат шарові ШНМ прямого розповсюдження, що в загальному випадку містять один вхідний, один або більше прихованих шарів та один вихідний шар нейронів. До найбільш поширених ШНМ прямого розповсюдження належать багат шаровий перцептрон та ШНМ на основі радіально-базисних функцій (РБФ). Причому як ШНМ на основі РБФ, так і багат шаровий перцептрон в загальному випадку здатні однаково якісно здійснювати апроксимацію функції. Однак ці два типи ШНМ мають певні відмінності. Так, ШНМ на основі РБФ (у своїй основній формі) містять один прихований шар, в той час, як багат шаровий перцептрон може мати більше прихованих шарів. Крім того, аргумент функції активації кожного скритого нейрона ШНМ на основі РБФ має евклідову відстань між вхідним вектором і центром радіальної функції, при цьому аргументом функції активації кожного скритого нейрону багат шарового перцептрону є скалярний добуток вхідного вектора і вектора синаптичних ваг даного нейрону. Головною відмінністю цих типів ШНМ (з точки зору розв'язання даної задачі) є те, що багат шаровий перцептрон забезпечує глобальну апроксимацію нелінійного відображення, а ШНМ на основі РБФ створює локальну апроксимацію нелінійного відображення за рахунок локалізованих нелінійностей, що експоненціально зменшуються.

Ефективність використання ШНМ на основі РБФ та багат шарового перцептрону залежить від специфіки розподілу даних у навчальних вибірках та особливостей задачі, що підлягає розв'язанню. До переваг ШНМ на основі РБФ при розв'язанні поставленої задачі, порівняно з багат шаровим перцептроном, слід віднести спрощення процедури вибору її оптимальної архітектури (за рахунок наявності тільки одного скритого шару), а також вища швидкість навчання та роботи РБФ ШНМ для даної задачі. Останнє є найважливішим критерієм з точки зору вибору ШНМ на основі РБФ оскільки корекція похибок вимірювальних сигналів АВПС повинна відбуватися, як зазначалося, в режимі реального або близького до реального часу (в темпі процесу вимірювання). Крім того, методи навчання ШНМ на основі РБФ не мають труднощів з локальними

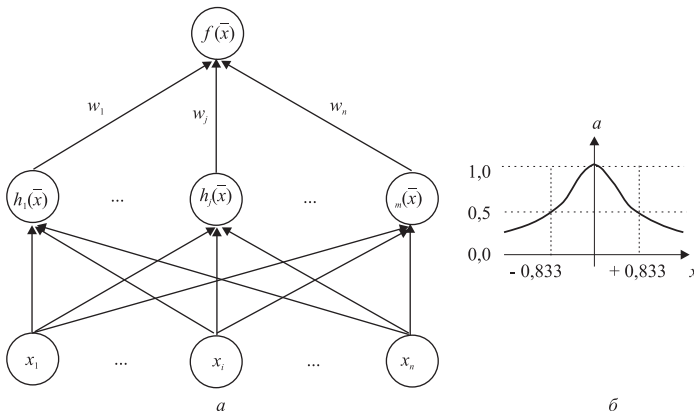


Рис. 2.

мінімумами у порівнянні з методами навчання багат шарового перцептронів. Це підвищує, як ефективність навчання, так і ефективність роботи ШНМ на основі РБФ, у тому числі і при розв'язанні задач обробки цифрової інформації.

Таким чином, з урахуванням зазначеного та приймаючи до уваги результати проведених досліджень, для корекції похибки вимірювання АВПС вибрано ШНМ на основі РБФ. Відзначимо, що кожен нейрон прихованого шару ШНМ на основі РБФ використовує в якості активаційної функції радіальну базисну функцію. На Рис. 2 в загальному вигляді, наведена структура ШНМ на основі РБФ та графічне відображення активаційної функції нейронів прихованого шару цієї ШНМ.

Як видно з Рис. 2 вихід ШНМ на основі РБФ є лінійною комбінацією певного набору базисних функцій, що мають наступне аналітичне представлення:

$$f(\bar{x}) = \sum_{j=1}^m w_j h_j(\bar{x}),$$

де w_j — значення важелів синапсів.

При цьому радіальна базисна функція ШНМ на основі РБФ є функцією ядра нейрона і центрується в точці, яка визначається ваговим вектором синапсів, що пов'язані з нейроном. Характерна властивість цієї функції полягає в тому, що її відгук монотонно спадає або зростає разом із віддаленням від центральної точки. При цьому, керуючим параметром, що в значній мірі впливає на навчання та роботу ШНМ на основі РБФ, є величина згладжування активаційної функції δ . Типовим прикладом такої функції є функція Гауса (Рис. 2, б), яка для скалярного аргументу має наступне аналітичне представлення:

$$h_j(\bar{x}) = e^{-x^2}; \quad x = \pm \frac{0,833}{\delta}.$$

Ця функція має максимум, що дорівнює одиниці, при $x = 0$ і плавно зменшується при збільшенні значення x , досягаючи значення 0,5 при $x = \pm 0,833$. При цьому параметр δ чинить істотний

вплив на якість апроксимації функції. Так вибір занадто малих значень δ призводить до того, що мережа втрачає здатність до узагальнення, а при дуже великих відхиленнях ШНМ не буде враховувати особливості векторів, що подаються на її вхід. Існуючі рекомендації щодо вибору значення параметра δ [14] є досить загальними, тому параметр δ зазвичай вибирається дослідним шляхом.

Як позиція, так і ширина активаційної функції мають бути визначені при навчанні ШНМ на основі РБФ на навчальній вибірці даних. Кожен вихідний елемент обчислює лінійну комбінацію цих радіальних базисних функцій. З точки зору задачі апроксимації приховані елементи формують сукупність функцій, які утворюють базисну систему для представлення вхідних прикладів в побудованому на ній просторі.

Слід зазначити, що у літературі щодо використання ШНМ для розв'язання задачі цифрової обробки сигналів, зокрема і даних вимірювань, переважно не висвітлюють питання підготовки навчальної вибірки даних щодо кількості даних та їх "розподілу" при навчанні ШНМ, а також питання визначення оптимальної архітектури ШНМ [15, 16].

При визначенні оптимальної архітектури ШНМ на основі РБФ необхідним є проведення експериментів, з порівнянням їх результатів, для певної кількості ШНМ з різною архітектурою. Для визначення оптимальної архітектури ШНМ на основі РБФ можна використовувати різні алгоритми пошуку оптимальної архітектури [17], а також програмні інструментарії, що містять такі алгоритми у своєму складі.

Аналіз публікацій та проведені дослідження показали, що процес підготовки вибірок даних для навчання й тестування ШНМ має відбуватися з урахуванням наступних вимог: дані в навчальній вибірці мають бути розташовані рівномірно, а їхня щільність залежати від особливостей ЕЕО, на якому здійснюється вимірювання його параметрів; кількість даних у навчальній вибірці не повинна призводити до ефекту "перенавчання" при якому ШНМ на основі РБФ не здатна розпізнати значення, що не використовувались для її навчання. Необхідність проведення багаторазових експериментів призводить до того, що контрольна вибірка побічним чином приймає участь у навчанні ШНМ, що звичайно ослаблює її роль, як незалежного критерію якості підготовки ШНМ. Зважаючи на це, доцільним є використання тестової вибірки, при цьому вочевидь, що така вибірка має використовуватися лише один раз.

Слід зазначити, що особливість задачі корек-



ції похибки вимірювання АВПС з використанням ШНМ РБФ не дозволяє використовувати у якості навчальної, тестової та контрольної вибірки виключно ретроспективну інформацію, оскільки в даному випадку не враховується викривлення вхідної інформації і зміна значення струму в ЛЕП, що значно впливає на похибку вимірювання.

Тому підготовка даних для навчання ШНМ на основі РБФ вимагає попереднього створення адекватних вибірок даних, які у загальному випадку, мають містити, як "еталонні", так і ретроспективні значення струмів ЛЕП, які мають бути поставлені у відповідність до значень струму ЛЕП та можливого викривлення вхідної інформації. В цьому випадку, вхідна вибірка даних для навчання ШНМ на основі РБФ буде містити ретроспективну виміряну інформацію, а вихідна вибірка даних буде містити очікувані (еталонні) значення струмів ЛЕП. Вибірки даних будуються в умовах невизначеності форми можливої функціональної залежності між вхідними та вихідними даними. В цьому випадку "еталонні" дані отримуються з урахуванням викривлення вхідної ретроспективної інформації (похибки, що вносяться АЦП) та зміни значення струму в ЛЕП в усталеному режимі.

Підготовка вибірки значень для навчання та роботи ШНМ на основі РБФ формувалася шляхом рівномірного розподілення та внесення похибки по всій вибірці очікуваної (еталонної) виміряної інформації щодо значень струму в одній фазі ЛЕП. В цьому випадку прийнято, що максимальне відхилення ретроспективних (фактично виміряних) значень струмів ЛЕП від їх еталонних значень знаходиться в діапазоні від -3% до +3%, що враховує зміну значень струму ЛЕП в усталеному режимі, а також інших факторів, що впливають на точність вимірювального засобу.

Важливу роль при розв'язанні поставленої задачі відіграє попередня підготовка ШНМ на основі РБФ, що потребує застосування програмного інструментарію для вибору, навчання, тестування та використання ШНМ. Результати досліджень свідчать, що при виборі та підготовці ШНМ на основі РБФ доцільно застосовувати універсальний програмний інструментарій підготовки ШНМ. Зазначений інструментарій має забезпечувати можливість використання необхідних типів ШНМ, алгоритмів їх навчання та адаптації, дозволяти синтезувати коди підготовлених ШНМ з використанням алгоритмічної мови високого рівня. З урахуванням наведених вимог та на підставі аналізу відповідних програмних засобів встановлено, що

Таблиця 1. Результати навчання та тестування ШНМ РБФ

№	Архітектура ШНМ на основі РБФ	Швидкість навчання, с	Швидкість роботи на тестовій вибірці, с	Значення абсолютної похибки навчання, кА	Значення абсолютної максимальної похибки тестування, кА
1	1-6-1	0,0086	0,0054	0,062	0,013
2	1-8-1	0,0064	0,0057	0,022	0,014
3	1-90-1	0,0005	0,0006	0,0058	0,0036
4	1- 96-1	0,0012	0,001	0,007	0,006
5	1-38-1	0,00064	0,0006	0,01	0,0048

достатньо обмежитись застосуванням програмного продукту StatisticaNeuralNetwork, який забезпечує ефективну підготовку ШНМ.

В Табл. 1. наведено результати навчання та тестування декількох ШНМ на основі РБФ при їх підготовці для розв'язання задачі корегування похибки АВПС. В даному випадку, як ретроспективна інформація використовуються значення струмів в одній фазі ЛЕП 330 кВ в усталеному режимі. Дискретизація даних у вибірках становила 20 значень на період, а кількість даних у загальній вибірці – 2500. При цьому, навчальна вибірка даних склала 60%, а контрольна та тестова вибірки – по 20 % відповідно, від загальної вибірки даних.

Як видно з Табл. 1. найбільш доцільним для розв'язання задачі корекції похибки АВПС є використання ШНМ на основі РБФ, що має третій порядковий номер в таблиці, оскільки зазначена ШНМ має, як найменшу похибку навчання, так і найменшу тестову похибку серед наведених. До того ж, обрана ШНМ РБФ має найбільшу швидкість роботи.

Швидкість роботи обраної ШНМ на основі РБФ становить 0,0006(секунд) в обраному програмному інструментарії Statistica 6, що встановлена на ЕОМ з процесором IntelCore2Duo 2,4 ГГц з операційною системою Windows 7. Це апіорі дозволяє зробити висновок про те, що використання ШНМ на основі РБФ є цілком можливим у режимі реального часу, за умови реалізації роботи такої ШНМ на рівні контролера електронного блока АВПС.

Стандартне відхилення (E) для значень тестової вибірки та значень, що отримані ШНМ на основі РБФ склало 0,0001кА, а середня відносна похибка (F) складає 0,05%. При цьому, максимальна відносна похибка не перевищує 0,5% для всього діапазону значень тестової вибірки, що в абсолютних одиницях становить 0,7 (А). Описані параметри розраховувалися за формулами:

$$E = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2} \quad \text{та} \quad F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - x}{x} \right| \times 100\%$$

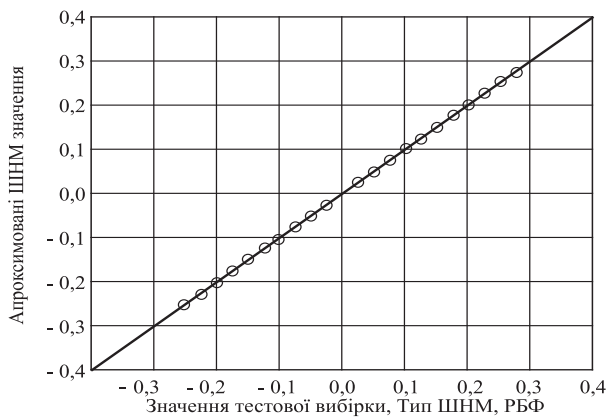


Рис. 3. Значення тестової вибірки відносно результату апроксимації ШНМ

де x та x_i є реальне та ретроспективне значення в тестовій вибірці та апроксимоване ШНМ на основі РБФ еталонне значення виходу АВПС відповідно.

На Рис. 3 наведено діаграму розсіювання, що відображає залежність даних тестової вибірки та апроксимованих ШНМ на основі РБФ даних. З рисунка видно, що ці дані майже не відхиляються від прямої лінії. Це свідчить про незначну похибку апроксимації обраної ШНМ РБФ.

Гістограма різниць апроксимованих ШНМ на основі РБФ значень струмів ЛЕП, що наведено на Рис. 4 показує, що у більшості випадків значення різниці між еталонними значеннями тестової вибірки та апроксимованими значеннями знаходиться в діапазоні від 0 до 0,2(А), а максимальні відхилення складають не більше 0,7 (А), причому, кількість випадків таких відхилень складає менше 1% від загальної кількості відхилень.

Запропонований підхід до використання ШНМ і, зокрема, застосування ШНМ на основі РБФ дозволило забезпечити корегування похибки АВПС в ustalених режимах роботи ЛЕП при зміні діапазону номінального струму від 0,01 до $1,2I_{ном}$ з урахуванням похибки дискретизації цифрового сигналу. Крім того, здатність ШНМ на основі РБФ до навчання дозволяє проводити їх адаптацію до зміни умов функціонування ЕЕО, зокрема і ЛЕП. Крім того, до переваг запропонованого підходу до вирішення задачі корегування похибок АВПС слід також віднести ефективність, простоту та швидкодію, що обумовлені, в першу чергу, особливостями ШНМ на основі РБФ, як апроксимаційних засобів.

ЛІТЕРАТУРА

1. International Standard IEC 61850: Communication networks and systems in substations. – Geneva. – 2010. – 1835 p.
2. International Standard IEC 60044-7: Instrument transformers – Part 7: Electronic voltage transformers. – Geneva. – 2007. – 69 p.
3. International Standard IEC 60044-8: Instrument transformers – Part 8: Electronic current transformers. – Geneva. – 2007. – 124 p.

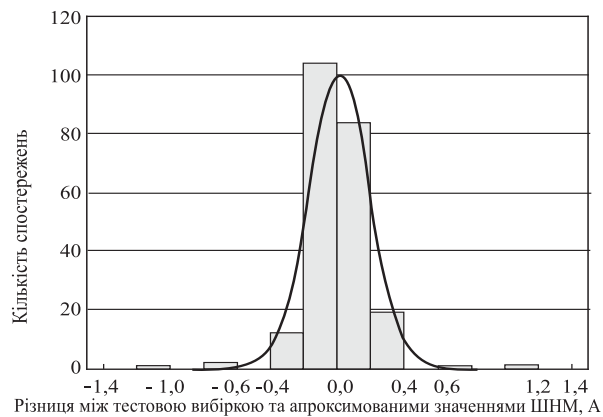


Рис. 4. Гістограма різниць по тестовій вибірці (224 значення, А)

4. Кириленко О.В., Танкевич С.М., Танкевич С.Є. Интеллектуальный вимірювальний перетворювач струмів та напруг для інтелектуальних енергосистем // Праці ІЕД НАНУ (Спеціальний випуск). – 2010. – С. 82 – 86.

5. Буткевич О.Ф., Павловський В.В. Штучний інтелект та гібридні системи у розв'язанні задач електроенергетики: поточний стан та тенденції // Праці ІЕД НАНУ. – 2003. – № 1 (4). – С. 109 – 117.

6. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием методов искусственных нейронных сетей // Региональные энергетические исследования: 1953–1998 годы. Сыктывкар: Изд-во Коми НЦ УрО РАН, 1999.

7. Gavrilas M., Ciutera I., Tanasa C. Medium-Term Load Forecasting With Artificial Neural Network Models // IEE CIREN Conference. – 2001. – P. 482 – 486.

8. Блинов И.В., Мартынюк А.В. Вопросы краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки с использованием искусственных нейронных сетей и регрессионных методов // Техн. электродинамика. (Тем. вип.: Силовая электроника та енергоефективність). – 2009. – Ч. 2. – С. 61 – 65.

9. Кириленко О.В. Блинов И.В. Визначения місць повреждений на линиях электропередачи с використанням штучних нейронних мереж // Наук. праці ДонНТУ. (Серія: Електротехніка і енергетика) – 2008. – Вип. 8 (140). – С. 9 – 12.

10. Farag A.S., Mohandes M., Al-Shaikh A. Diagnosing failed distribution transformers using neural networks // PWRD. – 2001. – Vol. 16, No. 4. – P. 631–636.

11. Peharda D., Delimar M., Hebel Z. A Study on Power System State Estimation Based on Neural Networks // PES. – P. 55–60.

12. Dash P.K., Padhan A.K., Panda G. Application of minimal Radial Basis Function neural network to distance protection // PWRD. – 2001. – Vol. 16, No. 1. – P. 68–74.

13. Megahed A.I., Malik P. Experimental testing of a neural network based digital differential Relay for synchronous generators // PWRD. – vol. 15, No. 1. – P. 24–30.

14. Сивохин, А.В. Искусственные нейронные сети. Лаб. практикум / А. В. Сивохин, А. А. Лушников, С. В. Шибанов. – Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2004. – 136 с.

15. Luo F-L., Unbehauen R. Applied Neural Networks for Signal Processing. Cambridge University Press. 1998. – 196 p.

16. Demuth H., Beale M. Neural Network Toolbox. For Use with MATLAB. The MathWorks Inc. 1992–2010. – 196 p.

17. Блинов И.В., Зозуля А.М. Определение оптимальной архитектуры искусственной нейронной сети для решения задачи определения вида КЗ на ЛЭП. // Техн. электродинамика. Тематичний випуск. Проблеми сучасної електротехніки. Ч. 5. – 2006. – С. 41– 42.