

РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ ПРОГНОЗУВАННЯ В СИСТЕМАХ ЕЛЕКТРОЖИВЛЕННЯ ЛОКАЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розглянуто аспекти та способи використання штучних нейронних мереж для розв'язання задач прогнозування в системах електроживлення локальних об'єктів, зокрема метод короткострокового прогнозування оптових ринкових цін на електричну енергію та метод прогнозування рівня електроспоживання локальних об'єктів на основі вейвлет-перетворення.

Вступ. У статті використані матеріали наукової праці «Теорія та засоби побудови енергоефективних систем керування електроживленням локальних об'єктів», поданої на здобуття премії Президента України для молодих вчених у 2010 р., яка присвячена розв'язанню актуальних задач побудови та впровадження енергоефективних систем керування живленням локальних об'єктів. Метою її є розробка теоретичних засад та впровадження на практиці енергоефективних систем керування електроживленням локальних об'єктів на принципах ієрархічного розподілу та діагностування електротехнічних пристроїв, побудови електровартісних моделей, прогнозування рівня електроспоживання та цін на ринку енергоресурсів і створення на цій основі відповідних алгоритмів і систем керування. При цьому під локальним об'єктом розуміють об'єкт, що містить електротехнічні комплекси, джерела живлення, різного типу навантаження та накопичувачі енергії, має або не має, у певні моменти, зв'язок з загальною електричною мережею та виконує єдине завдання, пов'язане з забезпеченням технічного процесу та життєдіяльності людини, наприклад, житлові будинки, фермерські господарства, теплоелектростанції тощо. Оскільки вирішення задачі енергоефективного керування електроживленням локального об'єкта неможливе без урахування ситуації на оптовому ринку електричної енергії (ОРЕ) України, в науковій праці розроблено методи та засоби прогнозного керування та оцінки обсягів купівлі-продажу електричної енергії з урахуванням вартісних критеріїв, а також методи прогнозування рівнів електроспоживання з урахуванням цін на електричну енергію.

За останні 10...15 років спостерігається істотне підвищення інтересу до використання методів штучного інтелекту для розв'язання цілого ряду електроенергетичних задач [1, 6–9]. Невід'ємною частиною цього процесу є застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) для розв'язання задач прогнозування [6, 7]. Перевагою використання ШНМ є прискорення процесу обробки інформації за рахунок паралельної роботи нейронів ШНМ, стійкість до помилок, що виникають при появі пошкоджень зв'язків нейронів. Ефективність використання ШНМ для розв'язання задач прогнозування обумовлена їх здатністю до навчання та адаптації, а також високими апроксимаційними здібностями [1, 4].

Зважаючи на зазначене, у статті розглянуто аспекти та способи використання ШНМ для розв'язання задач прогнозування в системах електроживлення локальних об'єктів, розроблених у рамках наукової праці «Теорія та засоби побудови енергоефективних систем керування електроживленням локальних об'єктів».

Використання ШНМ для короткострокового прогнозування оптових ринкових цін на електричну енергію. Сучасний етап розвитку ОРЕ України пов'язаний з переходом від діючої моделі «Єдиного покупця» шляхом її подальшої лібералізації до перспективної моделі повномасштабного конкурентного ринку двосторонніх договорів та балансуєчого ринку електричної енергії (РДДБ) [3].

При переході функціонування ОРЕ з моделі «єдиного покупця» до моделі РДДБ для усіх учасників ОРЕ України (як виробників, так і постачальників електричної енергії) необхідним є ефективне розв'язання цілої низки задач прогнозування в системах електроживлення локальних об'єктів: прогнозування електричних навантажень, зміни пропускної спроможності контрольованих перетинів об'єднаної електроенергетичної системи (ОЕС) України, використання гідроресурсів, прогнозування обсягу виробництва та резервів системних генераторів, а також прогнозування рівня оптових цін на купівлю-продаж електричної енергії. Прогнозування оптових цін на електричну енергію є інструментом планування та підтримки прийняття управлінських рішень для учасників ОРЕ в умовах функціонування моделі РДДБ, який може ефективно використовуватись для розв'язання таких задач: складання цінових заявок учасників РДДБ для участі в аукціонах з продажу електричної енергії; визначення стратегії поведінки учасників РДДБ при здійсненні купівлі-продажу електричної енергії; розробка механізмів управління ринковими ризиками, пов'язаними зі значним коливанням цін на електричну енергію на ОРЕ; розробка механізмів усунення можливостей значної маніпуляції оптовими цінами на електричну енергію з боку учасників РДДБ.

Розглянемо один з підходів до розв'язання задачі короткострокового прогнозування цін на електричну енергію з використанням ШНМ як задачі прогнозування часового ряду. В задачах аналізу часових рядів метою є прогноз майбутніх значень змінної, що залежить від часу, на основі попередніх значень цієї змінної або інших змінних. Відзначимо, що до переваг методів прогнозування з використанням ШНМ відноситься те, що ШНМ дають змогу проводити апроксимацію, незважаючи на відсутність чи наявність якої-небудь періодичності та циклічності у ретроспективній інформації. Також ШНМ мають невисоку чутливість як до коливання цін для різних періодів однієї доби, так і до коливань цін одного розрахункового періоду для різних діб. Використання ШНМ для прогнозування цін на електричну енергію є виправданим і коректним, оскільки використовується лише ретроспективна інформація без окремого виділення великої кількості факторів (як технологічних, так і ринкових), що можуть впливати на прогноз ціни, без відчутної втрати точності цього прогнозу. Для розв'язання поставленої задачі можуть використовуватись різні типи ШНМ, наприклад, багатошаровий перцептрон (БШП), рекурентні ШНМ, ШНМ на основі радіально-базисних функцій (РБФ) тощо [1, 4].

Як приклад розв'язання поставленої задачі розглянемо прогнозування середньої ціни продажу електричної енергії в ОРЕ виробниками, які працюють в ОЕС України, за винятком працюючих в „острові Бурштинської теплоелектростанції (ТЕС)” з використанням ШНМ РБФ. Прогнозування середньої ціни продажу електричної енергії в ОРЕ виробниками стосується лише тих виробників, які працюють за ціновими заявками. Перш за все, мова йде про енергогенеруючі підприємства теплоелектростанцій (ТЕС), оскільки вони сьогодні найбільш адаптовані до роботи в умовах функціонування моделі РДДБ і самостійно вирішують задачу визначення ціни продажу електричної енергії в ОРЕ України.

Розглянемо прогноз середньої оптової ціни продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ ($C_{пТЕС}$) на одну та дві доби наперед для кожного розрахункового періоду доби (1 год) на базі ретроспективної інформації про рівень фактичних середніх цін продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ України на прикладі місяця листопада 2008 року. У цьому випадку в якості ретроспективної інформації використовуються значення середньої ціни продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ України для кожного розрахункового періоду (60 хв) тільки для робочих днів. В якості вікна прогнозу ціни (кількість ретроспективних даних) обрано ретроспективні значення середньої ціни продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ для кожного розрахункового періоду доби з 05.11.08 по 20.11.08 включно. Горизонтом є одна та дві робочі доби відповідно 21.11.08 та 24.11.08.

Стосовно підготовки ШНМ для розв'язання задачі прогнозування часового ряду слід відзначити, що в якості вхідної та вихідної змінної з урахуванням горизонту прогнозування використовується одна і та ж сама змінна. При цьому особливу складність представляє інтерпретація поняття навчальної, контрольної та тестової вибірки даних, а також даних, що не враховуються. У випадку, що розглядається, одне і те ж саме значення фактичної середньої ціни продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ може використовуватись одразу у трьох вибірках, кожна з яких може бути навчальною, контрольною або тестовою.

При визначенні оптимальної архітектури ШНМ, зокрема ШНМ РБФ та БШП, необхідним є проведення експериментів з великою кількістю ШНМ з різними архітектурами, проводячи порівняння отриманих результатів при навчанні та тестуванні відповідних ШНМ. У табл. 1 наведено результати навчання та тестування декількох ШНМ РБФ при їх підготовці для розв'язання задачі прогнозування $\Pi_{\text{ТЕС}}$ на одну добу наперед (на 21.11.08). При цьому крок навчання ШНМ РБФ складає 24 год, тому вхідний шар кожної такої ШНМ має по 24 нейрони. Підготовка усіх ШНМ виконувалась з використанням програмного продукту Statistica Neural Networks, який надає можливість редагування та модифікації ШНМ, об'єднання ШНМ в ансамблі різного виду для ефективної підготовки ШНМ.

Таблиця 1

№ з/п	Архітектура ШНМ РБФ	Швидкість навчання, с	Швидкість роботи, с	Значення абсолютної похибки навчання	Значення абсолютної похибки тестування
1	24-82-1	0,06	0,18	0,0005	0,0013
2	24-89-1	0,058	0,14	0,0005	0,0010
3	24-74-1	0,1	0,16	0,0008	0,0012
4	24-90-1	0,085	0,14	0,0007	0,0010
5	24-54-1	0,113	0,155	0,0009	0,0011

З табл. 1 видно, що найбільш доцільним для прогнозування $\Pi_{\text{ТЕС}}$ є використання ШНМ РБФ, що має другий порядковий номер у таблиці, оскільки зазначена ШНМ має як найменшу похибку навчання, так і найменшу тестову похибку серед наведених ШНМ РБФ. Крім того, обрана ШНМ має найбільшу швидкість роботи. Для оцінки якості прогнозів оптових цін використано значення стандартного відхилення (E) та середньої відносної похибки прогнозу (F) для усіх розрахункових періодів доби.

На рис. 1 показано графік прогнозованої $\Pi_{\text{ТЕС}}$ та фактичної середньої ціни продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ для кожного розрахункового періоду на 21.11.08 та 24.11.08.



Рис. 1

З рисунка видно, що прогнозований графік ціни $\Pi_{\text{ТЕС}}$ адекватно відображає фактичний рівень середніх цін продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ для кожного розрахункового періоду. Так, для 21.11.08 стандартне відхилення E для усіх розрахункових періодів склало 4,31 грн., а середня відносна похибка F – 1,91 %. При цьому максимальна відносна похибка не перевищує 5 % для усіх розрахункових періодів, а мінімальна дорівнює 0,29 %. Дещо гірші результати отримані для 24.11.08, де похибка F складає 3,88 %, а відхилення E дорівнює 7,47 грн. Це обумовлено тим, що 24.11.08 є другою добою, для якої зроблено прогноз. Якщо 24.11.08 розглядати як першу добу, для якої робиться прогноз $\Pi_{\text{ТЕС}}$, а в якості вікна прогнозу обрати ретроспективну інформацію про фактичні середні ціни продажу ТЕС електричної енергії в ОРЕ

для кожного розрахункового періоду, що склалася на ОРЕ в період з 03.11.08 по 21.11.08, то стандартне відхилення E для усіх розрахункових періодів складатиме 3,76 грн., середня відносна похибка $F - 2,7 \%$. При цьому максимальна відносна похибка не буде перевищувати 5 % для усіх розрахункових періодів, а мінімальна дорівнюватиме 0,3 %.

Таким чином, використання ШНМ дозволяє ефективно здійснювати короткострокове прогнозування оптових цін на електричну енергію. Розглянуті підходи до прогнозування оптових цін на електричну енергію можуть використовуватися як при прийнятті рішень учасниками РДДБ безпосередньо при складанні цінових заявок для участі в аукціоні з продажу електричної енергії «на добу наперед», так і при розробці механізмів управління ринковими ризиками, пов'язаними з коливаннями цін на електричну енергію на РДДБ.

Перевагами запропонованого підходу є не тільки можливість отримання точного прогнозу, але також простота та оперативність виконання прогнозу оптових цін на електричну енергію, що обумовлено в першу чергу особливостями ШНМ як інструменту прогнозування.

Прогнозне керування в системах електроживлення локальних об'єктів з використанням ШНМ та вейвлет-перетворень. При розгляданні характеристик електроспоживання локальних об'єктів, насичених великою кількістю різнотипного електротехнічного обладнання, постає задача прогнозування рівня споживання електричної енергії. Випадковий характер вмикання пристроїв призводить до появи стрибків характеристики, врахування моментів появи та величини яких ускладнює процес прогнозування і навіть може призвести до хибного результату. Тому необхідним попереднім етапом при прогнозуванні є фільтрація характеристики з метою згладжування різких стрибків. Ця задача може бути успішно вирішена на базі застосування



Рис. 2

вейвлет-перетворення [2, 5], результатом якого в залежності від рівня розкладання є згладжена у більшій або меншій мірі усереднена характеристика – тренд, яка в подальшому використовується для прогнозування.

Одним із способів прогнозування рівня споживання електричної енергії є прогнозування на основі вейвлет-перетворення та ШНМ. Схему такого підходу до прогнозування наведено на рис. 2. Блок вейвлет-перетворення виконує функції фільтрації високочастотних флуктуацій, присутніх у початковій характеристиці, та стиснення даних – на кожному рівні глибини розкладання кількість дискретних відліків функції-оригіналу зменшується у m разів. Враховуючи переваги ОБ-вейвлет-перетворення, доцільною є розробка алгоритмів прогнозування з використанням саме цього математичного апарата та проведення порівняльної оцінки з іншими методами. При прогнозуванні значень характеристики електроспоживання локального

об'єкта необхідно обирати такий порядок вейвлету і рівень розкладання, щоб, з одного боку, уникнути втрати характерних особливостей функції в результаті розкладання, з іншого – забезпечити швидкодіюче функціонування нейронної мережі. Після апроксимації за допомогою вейвлет-перетворення функція має задовольняти наступним умовам: достатньому рівню подібності до початкової характеристики, що досліджується, із збереженням її характерних особливостей; невеликій кількості відліків, оскільки більша розмірність вхідного вектора призводить до збільшення тривалості навчання ШНМ та збільшення часу обробки бази даних характеристик і, як наслідок, – до зниження можливостей прогнозування локальних особливостей та збільшення обсягу обчислень. Оскільки наведені умови вступають у протиріччя, необхідно шукати компромісне рішення між вимогами точності прогнозування та обчислювальними витратами.

Вибір порядку вейвлету і рівня розкладання залежить від властивостей функції. Більш гладкі вейвлети утворюють гладкішу апроксимовану функцію, а вейвлети з гострими піками

дозволяють більш точно встановити моменти появи та амплітуду піки функції, що апроксимуються.

Рівень розкладання визначає рівень деталізації функції. На найменшому рівні (максимальний інтервал розгляду, що дорівнює інтервалу визначення початкової функції) присутні всі високочастотні флуктуації функції, із збільшенням рівня розкладання збільшується амплітуда флуктуацій, які відокремлюються від апроксимованої функції. Якщо надалі збільшувати рівень, результат вейвлет-перетворення втратить інформацію про форму початкової функції, фільтруватиметься не тільки шум, але і локальні особливості та піки функції. Вибір вейвлет-перетворення обумовлений такими вимогами: дискретністю аналізованої функції; мінімально можливою кількістю обчислювальних операцій для досягнення необхідного ступеня фільтрації; мінімально можливим часом виконання алгоритму. В результаті вейвлет-аналізу різних характеристик споживання формується база даних їх вейвлет-коефіцієнтів. Для пошуку в базі даних подібних до поточної характеристик споживання використовуються вейвлет-зображення частини характеристик у деякому інтервалі часу перед поточним моментом.

Розроблено алгоритм класифікації, що в загальному випадку складається з наступних етапів: вимірювання характеристик електроспоживання для заповнення бази даних; обчислення вейвлет-зображень характеристик існуючої бази даних за допомогою дискретного спектрально-го вейвлет-перетворення; класифікація бази даних вейвлет-зображень характеристик електроспоживання по відношенню до поточної характеристики та прогнозування значень енергії споживання у найближчий момент або на інтервалі.

Після етапу обробки характеристики електроспоживання за допомогою вейвлет-перетворення кількість дискретних відліків апроксимованої характеристики зменшується у m^j разів порівняно з реальною характеристикою. Це дозволяє прискорити навчання та функціонування ШНМ, зменшити необхідний обсяг пам'яті та розмірність масивів даних, що обробляються. Для прогнозування використовується багатошарова ШНМ з пам'яттю. Для її навчання був обраний алгоритм «навчання з вчителем» методом зворотного розповсюдження помилки, який потребує наявності навчальної вибірки – бази даних апроксимованих характеристик електроспоживання, дискретні значення яких подаються на входи ШНМ для її навчання. При цьому прогнозування зводиться до інтерполяції функції багатьох змінних, а на виході ШНМ (після навчання) формується прогнозне значення для апроксимованої характеристики електроспоживання на m^j відліків наперед. Якість навчання та похибка прогнозування характеристик залежать від архітектури ШНМ – кількості вхідних та вихідних нейронів, кількості прихованих шарів та кількості нейронів у них, параметрів функції активації.

Для вибору структури промодельовано навчання ШНМ різної архітектури на основі різних експериментальних характеристик електроспоживання локального об'єкта з використанням спеціально розробленого програмного забезпечення, що дозволяє змінювати структуру ШНМ, проводити попередню обробку функції-оригіналу для стиснення та фільтрації від високочастотних складових за допомогою вейвлет-перетворень в орієнтованому базисі (ОБ), Хаара та Добеші від 1 до 10 порядку та підраховувати кількість обчислювальних операцій.

При початковому навчанні ШНМ на даних експериментальних характеристиках електроспоживання обрана початкова структура ШНМ з такими параметрами: параметр сигмоїдної функції активації – 1, 2; вибірка для навчання ШНМ – 80 % вибірки даних; вибірка для тестування – 20 % вибірки даних; розпізнавання, якщо помилка за прикладом менша 5 %; момент навчання (параметр, що визначає ступінь впливу i -ї корекції вагів на $i+1$ -у) – 0,9; швидкість навчання – 0,1.

Встановлено, що для обраної ШНМ збільшення загальної кількості нейронів підвищує ефективність навчання та якість прогнозу, проте збільшення кількості вхідних нейронів понад 64 не призводить до істотного зменшення похибки навчання і тому не є доцільним. Найменша похибка навчання досягається у ШНМ з наступною конфігурацією: 64 нейрони у вхідному шарі, 32 у першому прихованому шарі, 16 у другому прихованому шарі та 1 нейрон у вихідному шарі. В результаті прогнозування експериментальних добових характеристик встановлено, що найбільша помилка прогнозу наявна на інтервалах з найбільшим електроспоживанням: з 6:00 до 9:00 год та з 18:00 до 21:00 год. Зменшення похибки досягається використанням окремої ШНМ для п'яти характерних інтервалів добового електроспоживання (табл. 2).

Таблиця 2

Параметр	1 інтервал	2 інтервал	3 інтервал	4 інтервал	5 інтервал
Відрізок часу	00:00–06:00	06:00–09:00	09:00–18:00	18:00–21:00	21:00–00:00
Час навчання, с*	92	221	103	189	168
Число епох навчання	1360	2320	1430	1700	1530
Абсолютна похибка	3,6 %	3,1 %	3,8 %	2,3 %	3,9 %

*Примітка. Час вказано для комп'ютера на базі AMD Athlon 1,4 ГГц та 256 Мб ОЗУ.

Для підвищення точності прогнозу був змінений критерій зупинки навчання, яке припинялось при проходженні мережею 5000 епох або зменшенні помилки на виході мережі до 1 %. Похибка прогнозування при цьому складає менше 5 %, що є задовільним результатом. При моделюванні було розглянуто характеристики електроспоживання, визначені на інтервалі з 243 відліків. Обробка характеристик за допомогою ОБ-вейвлет-перетворення з двома рівнями розкладання дала змогу отримати апроксимовані характеристики, які складаються з 27 відліків. Після навчання ШНМ на її входи надходять значення апроксимованої поточної характеристики, а на виході формується одне значення прогнозу, що для незгладженої характеристики є прогнозом на дев'ять відліків вперед.

В загальному випадку при інтервалі визначення початкової функції $N = m^n$ та кількості рівнів розкладання j горизонт прогнозу складає $N = m^{n-j}$. Використання ОБ-вейвлетів та ШНМ з пам'яттю для прогнозування характеристики електроспоживання локального об'єкта при сумарних інтервалах визначення потребує меншу кількість рівнів розкладання та забезпечує більший горизонт прогнозу. Так, на інтервалі $N_1 = 3^5 = 243$ ОБ-вейвлет-перетворення потребує два рівні розкладання та забезпечує горизонт прогнозу на 12,5 % більше (9 відліків), ніж перетворення Хаара і Добеші на інтервалі $N_2 = 2^8 = 256$ з трьома рівнями розкладання (горизонт вісім відліків). Для досягнення приблизно однакового горизонту прогнозування ОБ-вейвлет-перетворення потребує меншої кількості рівнів розкладання, ніж перетворення Хаара і Добеші. Розроблена програмна реалізація ШНМ дала змогу обрати архітектуру мережі, яка забезпечує прогнозування з похибкою 0,33...5 %. Похибка прогнозування значною мірою залежить від якості навчальної вибірки, тому наявність бази даних характеристик електроспоживання для різних режимів роботи локального об'єкта є необхідною умовою коректної роботи розробленого способу прогнозування.

Висновки. Наведений у статті спосіб прогнозування оптових цін на електричну енергію може використовуватися як при прийнятті рішень учасниками РДДБ безпосередньо при складанні цінових заявок для участі в аукціоні з продажу електричної енергії «на добу наперед», так і при розробці механізмів управління ринковими ризиками, пов'язаними з коливаннями цін на електричну енергію на РДДБ. Перевагами запропонованого способу є не тільки можливість отримання точного прогнозу, але й простота та оперативність виконання прогнозу оптових цін на електричну енергію, що обумовлено в першу чергу особливостями ШНМ, як інструменту прогнозування.

Використання методів прогнозування цін на електричну енергію на одну та дві доби наперед дозволяють забезпечити прогноз середньої ціни з максимальною середньою відносною похибкою до 5 %. Використання таких методів дозволяє отримати значний економічний ефект при купівлі електричної енергії постачальниками електричної енергії, а також при формуванні ціни продажу електричної енергії виробниками, які працюють за нерегульованими тарифами. Економічна ефективність на прикладі деяких областей України для 24.11.2008 р. та 25.11.2008 р. склала: 1) для Вінницької – 6,8 та 3,2 тис. грн. відповідно; 2) для Хмельницької – 5,4 та 2,4 тис. грн. відповідно; 3) для Тернопільської обл. – 3,4 та 1,5 тис. грн. відповідно; 3) для Чернівецької обл. – 3,6 та 1,7 тис. грн. відповідно.

Керування електроживленням локального об'єкта передбачає прогнозування характеристик електроспоживання, яке реалізоване на основі ШНМ, причому попередня обробка та згладження характеристики виконується за допомогою вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі. Визначено, що використання ОБ-вейвлетів для прогнозування характеристики електроспо-

живання локального об'єкта дозволяє отримати прогноз на час на 12,5 % більший, ніж при використанні вейвлетів Добеші. Похибка прогнозування складає 0,33...5 % залежно від алгоритму навчання ШНМ. Розглянуті підходи до розв'язання задач прогнозування в системах електроживлення локальних об'єктів дозволяють забезпечити необхідну точність, простоту та оперативність таких прогнозів за рахунок особливостей ШНМ як інструменту прогнозування.

Рассмотрены аспекты и способы применения искусственных нейронных сетей для решения задач прогнозирования в системах электропотребления локальных объектов, в частности метод краткосрочного прогнозирования оптовых рыночных цен на электрическую энергию и метод прогнозирования уровня электропотребления локальных объектов на основе вейвлет-преобразования.

Aspects and methods of application of artificial neural networks for the forecasting in energy-saving systems at local objects are presented. Method of short-term forecasting of wholesale market prices on electric power and method of forecasting of consumption level at of local objects on the basis of wavelet transform are considered

1. *Блінов І.В., Корхмазов Г.С.* Використання штучних нейронних мереж для розв'язання задачі короткострокового прогнозування оптових ринкових цін на електричну енергію // Пр. Ін-ту електродинаміки НАН України. Темат. вип. «Енергетичні ринки: перехід до нової моделі ринку двосторонніх контрактів і балансуючого ринку». – 2009. – С 15–22.
2. *Жуйков В.Я., Терещенко Т.О., Хижняк Т.А.* Вейвлет-перетворення дискретних функцій з m базисними СКІ функціями // Доп. НАН України. – 2006. – №1. – С. 99–101.
3. *Кириленко О.В., Корхмазов Г.С., Попович В.І.* Оптовий ринок електричної енергії: моделі та стандарти // Техн. електродинаміка. Темат. вип. «Силова електроніка та енергоефективність». – 2007. – Ч. 1. – С. 62–67.
4. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
5. *Петергеря Ю.С., Хижняк Т.А.* Способи діагностики напівпровідникових перетворювачів на базі вейвлет-перетворення // Техн. електродинаміка. Темат. вип. «Силовая електроніка та енергоефективність». – 2008. – Ч. 4. – С. 33–38.
6. *Kandil M.S., El-Debeiky S.M., Hasanien N.E.* Long-Term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using a Knowledge-Based Expert System // IEEE Trans. on Power Systems. – Vol. 17. – № 2. – P. 491–496.
7. *Kashtiban A. M., Tarafdar Haque M.* Application of Neural Networks in Power System; A review // Transactions on Engineering, Computing and Technology.– 2005. – Vol.6. – P. 53–57.
8. *Kaswtenny B., Saha M.M.* Intelligent Systems applications to Power System Protection. // A special issue of The International Journal of Engineering Intelligent Systems for Electrical Engineering and Communication. – 1997. – Vol. 5. – № 4. – P. 183–184.
9. *Kezunovic M.* Intelligent systems in protection engineering. // Power System Technology, 2000. Proceedings. PowerCon 2000. International Conference on. – 2000. – Vol.2. – P. 801–806.

Надійшла 23.07.2010