

## ІНТЕГРОВАНА АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ У ЛЬВІВСЬКІЙ ОБЛАСТІ

© Павлюк О., 2015

Розроблено ІАС “Прогноз” для прогнозування споживання електричної енергії в реальних виробничих умовах ПАТ “Львівобленерго”. Для цього застосовано статистичні та нейромережні методи верифікації вхідних даних; вдосконалено методи розширення розмірності простору вхідних даних для застосування їх в ШНМ з неітераційним навчанням.

**Ключові слова:** ШНМ, прогноз, електрична енергія.

**The IAS "Forecast" is developed for forecasting the electricity consumption in the original production conditions at PJSC "Lvivoblenergo." The statistical and neural network methods are used for the input data verification; is enhanced the space dimensions extending methods for the incoming data to use them with the ANN with non-iterative training.**

**Key words:** ANN, prediction, forecasting, electricity consumption.

### Вступ

Ефективність управління у ринкових умовах для більшості українських підприємств стала однією з умов їх успішного функціонування. Прийняття ефективних рішень неможливе без уміння передбачати майбутній ймовірний стан підприємства і середовища, у якому воно існує, вчасно попереджати можливі збої в його роботі. В галузі електроенергетики функціонування електроенергетичних систем можливе лише за умов дотримання неперервності та нероздільності єдинопов'язаного технологічного процесу “виробництва – пересилання – використання” електричної енергії (ЕЕ). Однак, ефективне регулювання виробництва ЕЕ та економне використання енергоресурсів можливе на підставі прогнозів її споживання.

У 2000-х роках було розроблено такі програмні реалізації методів статистичного аналізу і прогнозу часових послідовностей: CatePillar, MathLab, ForExSale, NCSS97. Всі вони є універсальними і не спеціалізовані під конкретну предметну область, тому не можуть бути використані диспетчером як дорадча інтегрована автоматизована система (ІАС) у галузі електроенергетики. Існує і низка нейромережних програмних комплексів з прогнозування (Neuro Office, WinNN, AiNet, HfNet, CasCor, NetTeach), але вони теж є неспеціалізованими. Після прив'язки цих програм до предметної галузі електроенергетики результати розрахунків в них значно залежать від вибраних моделей елементів енергосистеми і набору врахованих параметрів. Правильність моделювання часто оцінюється порівняно з працюючою у користувача моделлю, точність якої в загальному випадку є невідомою.

MAED, яка належить до інструментів, розроблених МАГАТЕ для аналізу енергетичних систем, є більш спеціалізованою для здійснення середньо- і довготермінових прогнозів у галузі електроенергетики. Вона включає модель аналізу ЕЕ. Застосування моделі припускає її налаштування на основі даних для базового року і розроблення сценарію зміни параметрів на перспективу. Розраховують прогнозовані потреби в ЕЕ для кожного користувача як результат зміни параметрів, що управляють визначеним сценарієм. Виділяють чотири групи параметрів: макроекономічні показники, демографічні показники, показники життєвого рівня, технологічні показники. Модель MAED має такі переваги: прогнозування потреб в умовах структурних

перетворень економіки і змін життєвого рівня, можливість заміщення енергоджерел, аналіз впливу на енергоспоживання різних національних програм, сумісність з іншими моделями комплексу програмних засобів МАГАТЕ. Але ця модель не може бути пристосована для реальних виробничих умов електроенергетичної галузі України.

Широкого промислового впровадження та ефективного використання для розрахунків усталених режимів та перехідних процесів набув “Діалоговий автоматизований комплекс аналізу режимів” (ДАКАР), розроблений групою співробітників кафедри електричних мереж і систем Національного університету “Львівська політехніка” під керівництвом д-ра техн. наук О. І. Скрипника [5,1]. В основу цього програмного модуля покладено математичну модель, де рівняння стану електроенергетичної системи сформовано на основі методу компенсувальних електрорушійних сил. Модель визначає значення координат, за яких забезпечуватиметься режимна рівновага, тому й не можна використати як робоче знаряддя диспетчера.

### Опис алгоритму

Отже, виникла необхідність програмної реалізації інтегрованої автоматизованої системи (ІАС) для прогнозування споживання ЕЕ на основі наявної бази даних. Для розв’язання цієї задачі запропоновано розробити нейромережний комплекс для прогнозування споживання ЕЕ з можливістю попередньої обробки даних як статистичними, так і нейромережними методами із врахуванням виробничих умов [6].

У розробленій ІАС “Прогноз” [2] здійснено спробу використати переваги інформаційних і аналітичних задач. Ця система є автоматизованою, оскільки керівні рішення здійснює диспетчер, а програма є лише дорадчою. Тому її можна вважати окремим типом інформаційно-аналітичних задач оперативного керування. Основною перевагою ІАС “Прогноз” є можливість її функціонування в “on-line” або “on-demand” режимі, що є суттєвим для розв’язання задач оперативного керування режимами енергосистеми. Задачі оперативного прогнозування є найактуальнішими в галузі електроенергетики, оскільки більшість процесів є практично миттєвими (наприклад, коротке замикання, падіння частоти в електромережі тощо).



Рис. 1. Дерево цілей ІАС “Прогноз”

ІАС “Прогноз” має дружній інтерфейс і зручні засоби візуалізації для забезпечення диспетчера необхідною інформацією. На основі вихідної інформації, що формує ІАС “Прогноз”, диспетчер: робить висновки про допустимість чи недопустимість режиму; приймає рішення стосовно оптимальної траєкторії зміни режиму з метою досягнення максимального економічного ефекту; визначає обсяг керівних дій і місце їх прикладання; передає керівну дію на об’єкт керування.

На рис.1 показано дерево цілей з розв’язання задач, які було поставлено перед ІАС “Прогноз”. Основні блоки ІАС “Прогноз” розробляли на основі системного підходу, в основу якого покладено принцип цілісності, що набув нових якостей відносно властивостей його елементів. Глобальною ціллю ставили розроблення простої, надійної в експлуатації дорадчої диспетчерської системи нейромережного прогнозування споживання ЕЕ із можливістю попередньої обробки даних.

Основною проблемою, яка виникла перед розробленням ІАС “Прогноз”, була її інтеграція у вже існуючий комплекс ПАТ “Львівобленерго”. Результати телевимірів, параметри ручного введення та розраховані параметри, що характеризують роботу електроенергетичної системи, зібрані із хвилинною дискретністю за кожну добу і зберігаються у архівному файлі в двійковому форматі. Тому було створено окремий програмний модуль (див. рис. 1, вітка “Видобування вхідної інформації”) для конвертування даних з двійкового формату бази даних телеметрії ПАТ “Львівобленерго” до формату програмного прогнозуючого комплексу ІАС “Прогноз”, для подальшого відбору інформації для тестових випробувань. За необхідності файл конвертованих вхідних даних для ІАС “Прогноз” можна відкрити, зберегти та конвертувати у зворотному напрямку.

### Результати досліджень

Оскільки інформаційна система збирання цих параметрів не працювала у неперервному режимі, при аналізі файлів було виявлено відсутність інформації у певні проміжки часу (інколи в межах декількох годин). Це відбувалось внаслідок відключення електроенергії, збоїв та перевантаження сервера бази даних телеметрії та з інших причин. У такому випадку у базі даних була відсутня інформація. Траплялись і такі випадки, коли під час передавання даних каналами зв’язку відбувались спотворення, і інформація в базі даних телеметрії ПАТ “Львівобленерго” була наявна, але неінформативна, оскільки не відповідала реальним значенням параметрів електромережі. Тому виникла необхідність у попередній обробці вхідної інформації (див. рис. 1, вітка “Попередня обробка вхідної інформації”). Для виявлення втрачених даних програмно реалізовано методику, яка враховує добовий хід регулярної складової часового ряду процесу споживання ЕЕ, в основу якої покладену адитивну модель сигналу. За гістограмою й оцінкою розподілу густини ймовірності центрованого сигналу виявляємо втрачені дані вважаючи їх мінімально ймовірними. У випадках коротких реалізацій (менших або однакових з періодом сигналу) запропоновано використати метод, який ґрунтується на квазістаціонарній адитивній моделі процесу споживання ЕЕ.

Після виявлення втрачених даних виникла необхідність їх опрацювання. Для усунення шумової складової сигналу було використано статистичні методи. Для цього було побудовано алгоритми з використанням згладжувальних фільтрів: ковзного середнього, фільтра Хемінга з вікном Ганна, ковзної медіани, сплайн інтерполяції, полінома Лагранжа. Експериментально було встановлено, що найточнішими методами із найменшою дисперсією в задачах прогнозування споживання ЕЕ виявилися методи, що використовують ковзне середнє і ковзну медіану, хоча в режимі налаштування ІАС “Прогноз” передбачено переключення між всіма перерахованими методами [3].

Після попередньої обробки даних передбачено два нейромережні методи верифікації вхідних даних для сигналу малої розмірності. Перший метод “околу точки” оснований на принципі

“найближчого сусіда”. Щоб прогнозувати споживання ЕЕ методом “околу точки”, необхідно створити комітет неітераційних штучних нейронних мереж (ШНМ) з радіальними базовими функціями, причому їх кількість дорівнює кількості прогнозованих точок. Для навчання ШНМ з радіальними базовими функціями використовують не всю передісторію процесу, а лише найближчий окіл точки з передісторії за критерієм мінімальної евклідової відстані. Завдяки цьому ми врахуємо критерій старіння даних, відфільтруємо втрачені дані і збільшуємо кількість входів цієї ШНМ. Другий метод “ $k$  найближчих сусідів” [7] побудований на основі методу “околу точки” і вимагає архітектурної модифікації ШНМ введенням додаткових входів, які дають змогу збільшити простір вхідних даних. Особливістю методу “ $k$  найближчих сусідів” є те, що на вхід ШНМ будемо подавати не лише вектор  $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$  ( $\mathbf{X}$  – деяка множина опірних точок), а весь кластер  $\mathbf{X}^*$ , ( $\mathbf{X}^*$  – множина вхідних векторів, отримана методом “ $k$  найближчих сусідів”). У режимі навчання для кожної опорної точки  $\mathbf{x} \in \overline{\mathbf{X}}^T$ , ( $\overline{\mathbf{X}}^T$  – множина елементів тренувальної вибірки  $k$ ), виберемо підмножину  $k$  найближчих точок:  $\overline{\mathbf{X}} = \{\overline{\mathbf{x}}_i, i = \overline{1, K}\}$ ,  $\overline{\mathbf{X}} \subset \overline{\mathbf{X}}^T$ . У режимі прогнозування нейромережі для кожної опорної точки  $\mathbf{x} \in \overline{\mathbf{X}}^U$ , де  $\overline{\mathbf{X}}^U$  – множина прогнозованих елементів,  $\overline{\mathbf{X}}^U \in \mathbb{R}^N$ , виберемо підмножину  $k$  найближчих точок:  $\overline{\overline{\mathbf{X}}} = \{\overline{\overline{\mathbf{x}}}_i, i = \overline{1, K}\}$ ,  $\overline{\overline{\mathbf{X}}} \subset \overline{\mathbf{X}}^T$ . Відстань  $r_i(\mathbf{x}, \overline{\mathbf{x}}_i)$  між двома векторами вхідних параметрів  $\mathbf{x}, \overline{\mathbf{x}}_i$  обчислюємо за допомогою евклідової метрики.

$$Z = \begin{vmatrix} z_{1,1} z_{1,2} \dots z_{1,col} \\ z_{2,1} z_{2,2} \dots z_{2,col} \\ \dots \\ z_{row,1} z_{row,2} \dots z_{row,col} \end{vmatrix} \quad (1)$$

Також було вдосконалено архітектуру прогнозувальної ШНМ з розширенням кількості входів на основі фазифікації вхідних даних [8]. Нехай задано часовий ряд  $X(t)$  відліками процесу  $X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_i)$  у дискретні моменти часу  $t$  методом “часових вікон”. Сформуємо матрицю реалізацій  $Z[N, i]$ , де  $N = \overline{1, \dots, Col}$  – реалізації, або рядки;  $i = \overline{1, \dots, Row}$  – компоненти, або стовпці, лише за вхідними значеннями часового вікна ШНМ.

Основна ідея методу фазифікації полягає у перетворенні масиву  $Z[N, i]$  на масив  $X[N, j]$ ,  $j = \overline{1, \dots, J_{\max}}$ ,  $J_{\max} \geq i_{\max}$  і відповідно збільшенні кількості входів ШНМ. Введемо змінну  $CD$  – кількість ділянок за найдовшою компонентою, при  $CD = 1$ ,  $J_{\max} = i_{\max}$ ,  $X[N, j] \equiv Z[N, i]$ . Нехай кількість входів ШНМ дорівнює  $n$ , тоді на  $k$ -й вхід подаватимуться точки сигналу із номерами

$$\begin{cases} n^*(k-1) + i \bmod n, n \neq k \\ n^*k, n = k \end{cases}, \quad (2)$$

де  $i$  – рухомий номер точки  $i = \overline{1, \dots, M}$ .

Особливістю методу фазифікації даних вхідного часового вікна є те, що отримані дані стають зведеними до діапазону  $[0;1]$ . Завдяки використанню моделі ШНМ запропонований метод прогнозування, окрім підвищення точності, дозволяє обробляти невеликі навчальні вибірки, причому в темпі її надходження.

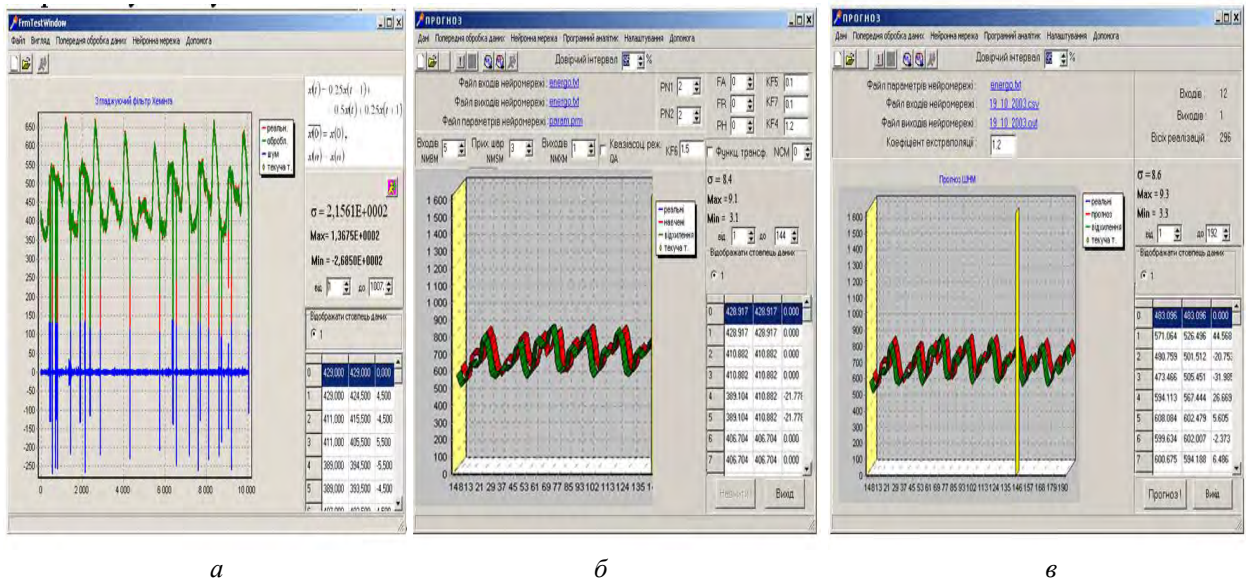


Рис. 2. Три основні діалогові вікна ІАС “Прогноз”: а – попередньої обробки вхідних даних; б – навчання ШМН; в – прогнозування ШМН

Програма ІАС “Прогноз” може виконуватись на персональному комп’ютері з процесором, не нижчим Pentium II або сумісному в операційному середовищі Windows. Для нормального функціонування програми необхідно не менше 128 МВ оперативної пам’яті і не менше 100 МВ вільного дискового простору. Для інсталяції програми необхідно 1.5 МВ вільного місця на жорсткому диску. На рис. 2 наведено три основні вікна ІАС “Прогноз”.



Рис. 3. Узагальнена класифікація прогнозів споживання ЕЕ

Доступ до вікон а та б, зображених на рис. 2, можливий лише в режимі налаштування програми. У цьому режимі можна переналаштовувати всі параметри і записати їх у файл

конфігурації ІАС “Прогноз”. Диспетчеру доступний лише режим використання програми, тобто здійснення нейромережного прогнозу (див. рис. 2, вікно *в*).

У ІАС “Прогноз” закладено п’ять видів календарних прогнозів (див. рис. 3). У файлі підтримки роботи ІАС “Прогноз” для кожного виду прогнозу передбачено параметри налаштувань нейромережі. Зміна цих параметрів можлива лише в режимі налаштування програми і є недоступною для диспетчера. Диспетчер лише може у верхньому меню вибрати прогноз споживання ЕЕ для будь-якого телемеханізованого району Львова та Львівської області, вказавши при цьому, наскільки необхідно спрогнозувати цей параметр. При цьому запускається нейромережа з параметрами, які записані у службовому файлі підтримки роботи ІАС “Прогноз”. Після цього прогноують споживання ЕЕ, на що дав запит диспетчер, і на екрані відображається результат. Прогноз споживання ЕЕ подають у вигляді графіка і таблицки та виводять середньоквадратичну приведену до діапазона значень похибку обчислень, а також мінімальні та максимальні відхилення сигналу.

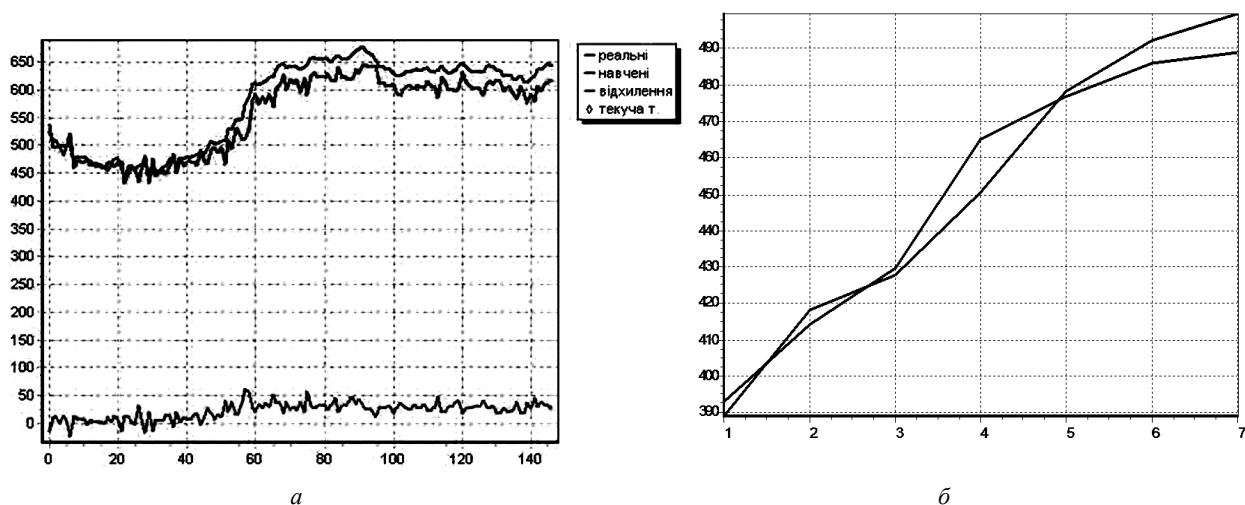


Рис. 4. Нейромережеве прогнозування спожитої ЕЕ з попередньою обробкою вхідних даних:  
*а* – короткотермінове; *б* – оперативне

Через об’єктивні обмеження довжини часового ряду при навчанні ШНМ для коротко-, середньо-, довго- та наддовготерміновіших прогнозувань передбачено можливість усереднення вхідних даних за певний часовий проміжок. Наведемо приклад короткотермінового прогнозування процесу споживання ЕЕ, знятого засобами телеметрії з попередньою обробкою даних, за допомогою неітераційної ШНМ з додатковими впорядкованими зв’язками між нейронами прихованого прошарку. ШНМ складається з 7, 6, 5 нейронів на вхідному, прихованому, вихідному прошарках відповідно. Вона навчалася на 140 значеннях, прогнозувались наступні 7 точок із середньоквадратичною похибкою 3.97 % і максимальною 7.35 %. Такі результати прогнозу вже можуть бути використані у виробничих умовах [4]. Результат прогнозу показано на рис. 4, а.

Наведемо приклад використання ІАС “Прогноз” для оперативного прогнозу споживання ЕЕ. Навчальна вибірка сформована із застосування методу “*k* найближчих сусідів”. Кількість нейронів на вхідному, прихованому і вихідному прошарках ШНМ дорівнює: 47, 19, 1 відповідно. У цьому випадку навчальну вибірку підібрано оптимально – вона містить малу кількість суперечливих даних, а її довжина є достатньою для якісного навчання. Середньоквадратична похибка прогнозу 1.52 %, а максимальна 2.97 %. Результат прогнозу показано на рис. 4, б.

### Висновки

1. Адаптовано методику системного аналізу побудови ІАС до задач прогнозу споживання ЕЕ на основі застосування нейромережних засобів моделювання та прогнозування, що дало змогу

підвищити точність короткотермінового нейромережного прогнозу на 30–50 %, середньотермінового на 20–30 % та ефективно використовувати її в задачах “реального часу”.

2. Створено програмну ІАС “Прогноз” і застосовано її в енергопостачальній компанії ПАТ “Львівобленерго”, що забезпечило підвищення ефективності управлінських рішень диспетчера завдяки можливості опрацювання і представлення прогнозів споживання ЕЕ в режимі реального часу.

3. Розроблені програмні модулі верифікації вхідної інформації знайшли практичне застосування й впроваджені у ПАТ “Львівобленерго” як окремі функціональні блоки експлуатаційно-дослідного варіанта оперативного-інформаційного керівного комплексу підсистеми оперативного-диспетчерського керування режимами споживання електричної енергії.

1. Данилюк О. В., Дяченко С. В., Майоров А. Ю., Павлюк О. М. Математична модель оцінювання стану електричних мереж електроенергетичних систем // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. “Електроенергетичні та електромеханічні системи”. – Львів, 2002. – №4 49. – С. 75–82. 2. Медиковський М. О., Цмоць І. Г., Павлюк О. М. Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління для виявлення втрачених даних. // Моделювання та інформаційні технології: збірник наукових праць. – К., 2014. – С. 51–79. 3. Павлюк О. М. Верифікація даних у задачах прогнозування в електроенергетиці // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. “Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології”. – 2004. – № 496. – С. 189–194 с. 4. Павлюк О. М. Короткотермінове прогнозування споживання електричної енергії у Львівській області // Збірник тез доповідей XVIII відкритої науково-технічної конференції молодих науковців і спеціалістів Фізико-механічного інституту ім. Г. В. Карпенка НАН України КМН-2003. – Львів, 2003. – С. 263–266. 5. Скрипник О. І. ДАКАР – обчислювальний комплекс аналізу режимів і процесів електроенергетичних систем // Технічна електродинаміка: спеціальний випуск. – К., 1998. – С. 56–61. 6. Ткаченко Р., Павлюк О. Підходи до прогнозу споживання електричної енергії в енергопостачальних компаніях // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. “Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології” – 2002. – №468. – С. 145–151. 7. Ткаченко Р. О., Павлюк О. М., Ткаченко П. Р. Особливості тренування нейромереж прямого поширення за методом “к найближчих сусідів” // Міжвідомчий збірник статей ФМІ “Відбір і обробка інформації”. – Львів, 2004. – №20(96). – С. 121–126. 8. Ткаченко Р. О., Павлюк О. М., Козут Р. М. Лінеаризація задач передбачення шляхом фазифікації // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. “Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології”. – 2004. – №521. – С. 214–219.