

життєдіяльності. – Львів, 2010. – С. 48-49.

3. Яремчишин О.Б. Математичне моделювання та просторовий аналіз емісій парникових газів від стічних вод / Яремчишин О. Б., Бунь Р. А. // Актуальні проблеми інформаційних технологій, економіки та права : Матер. міжнар. наук.-практ. конф. – Чернівці, 2011. – С. 103-104.

4. Waste collected during the year (NTS-4, 2003-2012). – Local Data Bank, Warszawa, 2014.

5. Руководящие указания МГЭИК по эффективной практике и учет факторов неопределенности в национальных кадастрах парниковых газов. Глава 5. Отходы. / Penman Jim, Dina Kruger, Ian Galbally et al. // [IPCC]. – 2000.

6. Ochrona Środowiska 2013. [Електронний ресурс] – Режим доступу: [http://www.stat.gov.pl/gus/5840\\_1523\\_ENG\\_HTML.htm](http://www.stat.gov.pl/gus/5840_1523_ENG_HTML.htm)

*Поступила 3.02.2014р.*

УДК 621.513

М. О. Медиковський, д.т.н., І. Г. Цмоць, д.т.н.; О. М. Павлюк, к.т.н.,  
Національний університет «Львівська політехніка»,  
кафедра «Автоматизованих систем управління», Львів

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМПОНЕНТИ ІНТЕГРОВАНИХ АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ВТРАЧЕНИХ ДАНИХ**

Проаналізовано існуючі методи та алгоритми відновлення та доповнення втраченої інформації в ІАСУ. Вибрано для реалізації даної задачі нейромережевий метод на основі парадигми функціонал на множині табличних функцій. Розроблено універсальну інтелектуальну компоненту для всіх рівнів ІАСУ та адаптовано її для задач енергетики.

Проанализированы существующие методы и алгоритмы восстановления и дополнения потерянной информации в ИАСУ. Выбрано для реализации данной задачи нейросетевой метод на основе парадигмы функционал на множестве табличных функций. Разработан универсальный интеллектуальный компонент для всех уровней ИАСУ и адаптирован для задач энергетики.

The existing methods and algorithms for recovering and amendments the lost information for IACS are analyzed. The neural neural network method which is based on the paradigm of functional on the set of tabulated functions is chosen for the IASC tasks solution. The universal intellectual component for all levels of IACS is designed and adapted to the tasks solutions in energetics.

**Постановка проблеми.** Використання інтелектуальних компонентів в інтегрованих автоматизованих систем управління (ІАСУ) забезпечує підвищення ефективності управління технологічними процесами, виробничою, фінансовою, господарською та адміністративною діяльністю

підприємства. У ІСАУ підприємства, яка будується у вигляді ієрархічної чотирирох рівневої структури, на кожному рівні якої використовуються інтелектуальні компоненти [1,2].

На першому рівні управління (верхній) здійснюється управління фінансовою, господарською та адміністративною діяльністю, планування та аналіз виробничої діяльності підприємства. Другий рівень управління ІАСУ забезпечує управління виробництвом, синхронізацію, координацію, аналіз та оптимізацію випуску продукції. Третій рівень управління зв'язаний з управлінням технологічними процесами, контролем і управлінням параметрами обладнання. Четвертий рівень управління зв'язаний з безпосереднім управлінням агрегатами, апаратами, установками та виконавчими механізмами.

Ефективність управління на кожному рівні інтегрованих автоматизованих систем управління залежить від достовірності вхідних даних. Тому актуальною проблемою є підвищення достовірності вхідної інформації шляхом виявлення втрачених даних.

**Аналіз остатніх досліджень та публікацій.** Аналіз публікацій [3,4] показує, що більшість інтелектуальних компонентів ІАСУ використовуються для розв'язання широкого кола прикладних задач на кожному рівні ІАСУ. Основними факторами, які впливають на ефективність функціонування інтелектуальних компонентів ІАСУ є достовірність вхідної інформації. В [5,6] показано, що часткова втрата і спотворення вхідної інформації найчастіше відбувається на етапах збору, архівування і її передачі каналами зв'язку. Часткова втрата і спотворення вхідної інформації веде до суперечливості вхідних даних, повної чи часткової їх відсутності. З проведеного аналізу видно, що недоліком існуючих засобів відновлення та доповнення втраченої інформації в ІАСУ є: вузька спеціалізація, невисока точність відтворення та велика трудоемність та складність їх розробки.

**Формулювання мети статті.** Метою дослідження є вибір нейромережевих методів і розроблення на їх основі інтелектуальних компонентів для відновлення та доповнення втраченої інформації в ІАСУ.

#### **Виклад основного матеріалу.**

**Вибір методів та розроблення алгоритмів відновлення та доповнення втраченої інформації в ІАСУ.** Точність та ефективність керування режимами в ІАСУ залежить від прийняття оптимального рішення на основі результатів прогнозування, і буде тим вищою, чим меншим буде інтервал часу між надходженням вхідної інформації та процесом прогнозування. Прогнозування повинно здійснюватися по „найсвіжішій” режимній інформації, тобто в режимі реального часу.

При оперативному керуванні доцільно розв'язувати задачі наступних типів [4, 5]: інформаційні й аналітичні оперативного керування, задачі автоматизованого керування.

1. Інформаційні задачі оперативного керування забезпечують диспетчера необхідною інформацією для здійснення оперативного контролю і

аналізу плинного режиму роботи системи з автоматичним формуванням звітної диспетчерської документації. Недоліком даного типу задач є недостатня наочність відображення, відсутність виявлення і доповнення втраченої і частково суперечливої інформації, що є недопустимим для прийняття диспетчером (а особливо початківцем) оптимальних управлінських рішень.

2. Аналітичні задачі оперативного керування призначені допомагати диспетчеру приймати правильні (оптимальні по точності і швидкості) рішення. Але диспетчер – це людина, яка здатна помилятися внаслідок наступних причин: недостатність досвіду, поспішність прийняття рішень, надто велика кількість паралельно розв'язуваних задач (більше семи), втома, неуважність, і т.д.

3. Задачі автоматизованого керування призначені для керування нормальними та аварійними режимами роботи системи. Задачі такого типу реалізуються на базі оперативно-інформаційного керуючого комплексу за допомогою персональних ЕОМ обробки і системного аналізу даних, та прийняття оптимальних по точності і швидкості керуючих рішень, як з використанням ЕОМ, так і самим диспетчером.

Для розв'язку цих задач використовується зібрана на різних рівнях ІАСУ інформація, що має свої особливості. Для виявлення залежностей (лінійного тренду і циклічних складових) у зібраній інформації використовують методики аналізу нестіціонарних процесів. Зібрані в ІАСУ дані можуть бути умовно розділені на:

- детерміновані – вважаються відомими і точними;
- імовірно-визначені – є відомі закон розподілу та імовірнісні показники;
- імовірно-невизначені – присутні випадкові величини, для яких невідомими є або закон розподілу, або імовірнісні показники;
- невизначені (значення з певного можливого діапазону) - невідомі ні закон розподілу, ні імовірнісні показники.

У [4, 6] показано, що збільшення достовірності даних можна досягнути за рахунок:

- збільшення частоти надходження вхідних даних;
- аналізу похибок вхідних даних;
- виявлення інформації, неточність якої спричиняє найбільший вплив на прогнозування;
- розроблення алгоритмів і засобів відновлення та доповнення втраченої інформації.

***Розробка універсальних засобів відновлення втраченої інформації в ІАСУ.*** Розроблений інтелектуальний компонент виявлення втрачених даних для ІАСУ [6], реалізований у модулі верифікації вхідної інформації. У ньому проводять локалізацію місць з втраченими і/або суперечливими даними та відновлення вхідної інформації. Як стохастична, так і регулярна складові процесу носять періодичний характер. Їм властивий річний,

тижневий та добовий хід, тоді як втрата інформації внаслідок збою обладнання і спотворення в каналах зв'язку - подія, що не залежить від процесу і не підвладна його загальним закономірностям. Тому для опису сигналу використовуватимемо адитивну модель сигналу:

$$\xi(t) = m(t) + \eta(t), \quad (1)$$

де  $m(t)$ - математичне сподівання процесу;

$\eta(t)$ - його стохастична складова.

Критерієм втрати даних може бути відхилення випадкового значення часового ряду  $X_i$  від оцінки його математичного сподівання  $\hat{m}$  на величину  $\overset{\circ}{X}_i = X_i - \hat{m}_i$  більшу за деяке порогове значення  $\Delta = k\sigma$  прямопропорційне дисперсії сигналу  $\sigma$ , де  $k$  - коефіцієнт пропорційності.

Метод когерентного усереднення використали для знаходження оцінки математичного сподівання процесу споживання електричної енергії (ЕЕ), а для оцінювання дисперсії центрованого сигналу було використано гістограмний метод. Експериментальним шляхом було встановлено, що оцінка розподілу густини імовірності сигналу не симетрична, тому дефектними вважалися дані, для яких  $\overset{\circ}{X}_i \notin [X_m - k_1\hat{\sigma}, X_m + k_2\hat{\sigma}]$ , де  $k_1 = 2$ ,  $k_2 = 3$  - експериментально підібрані коефіцієнти.

Для коротких реалізацій (менших періоду) використали квазістаціонарну адитивну модель процесу споживання ЕЕ, яку на невеликих реалізаціях можна представити у вигляді

$$X_i = m + \eta_i, \quad (2)$$

де  $m$  - стаціонарне математичне сподівання процесу  $X_i$ , оцінку якого шукатимемо за формулою

$$\hat{m} = \frac{1}{N+1} \sum_{i=0}^N X_k, \quad (3)$$

а  $\eta_i$ - стаціонарний випадковий процес з нульовим математичним сподіванням і дисперсією  $\sigma$ , оцінку якої шукатимемо за формулою

$$\hat{\sigma} = \frac{1}{N+1} \sqrt{\sum_{i=0}^N (X_k - \hat{m})^2} \quad (4)$$

Дискретні відліки сигналу будемо класифікувати як втрачені, якщо їхні центровані значення  $\overset{\circ}{X}_i = X_i - \hat{m}$  є більшими за деяку величину  $\Delta = k\sigma$ , де  $k$  - коефіцієнт пропорційності, що визначається експериментальним шляхом і задається оператором.

Для цього застосуємо розроблений нами метод для коротких реалізацій, прийнявши коефіцієнт пропорційності  $k = 3$ .

Далі здійснимо порівняльну характеристика методів верифікації даних.

1. Ковзне середнє: мін. похибка - 0.0046208, макс. похибка - 0.0010148, дисперсія 0.001014.
2. Фільтр Хемінга: мін. похибка - 0.002685, макс. похибка - 0.0013675, дисперсія 0.02161.
3. Ковзна медіана : мін. похибка - 0.00547, макс. похибка - 0.00494, дисперсія 0.0010519.

Методи верифікації необхідно адаптувати під конкретну поставлену задачу. Одні з методів мають кращі інтерполяційні, а інші - екстраполяційні властивості, тому необхідно звертати увагу не лише на статистичні характеристики (дисперсію, максимальну і мінімальні похибки та ін.), а й на властивості самого верифікаційного методу. Але в випадках, коли довжина реалізації сигналу є меншою за період, виявилось, що статистичні методи завжди дають погані результати. Отже, в такому випадку постає необхідність в розробці нейромережних методів верифікації даних. Виберемо ШНМ на основі нейропарадигми (функціонал на множині табличних функцій) ФМТФ [7], оскільки процес навчання такої нейромережі є неітераційним. Основною перевагою ШНМ ФМТФ є висока швидкість навчання і прогнозування з задовільною точністю, що дозволяє використовувати її в задачах “реального часу”.

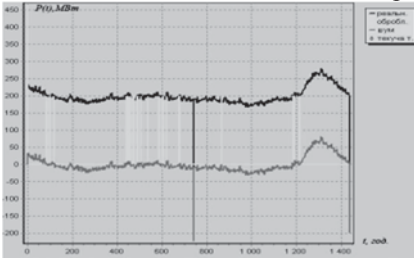


Рис. 1 Результат виявлення даних, які класифікуємо як частково втрачені.

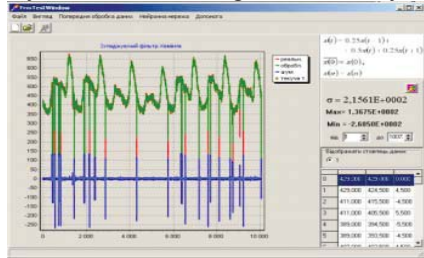


Рис. 2 Вікно попередньої обробки даних на прикладі фільтра Хемінга.

Особливістю наявної вхідної інформації є її мала вимірність, що негативно впливає на точність прогнозу. Цього можна уникнути шляхом розширення вимірності простору вхідних даних, що згідно теореми Ковера сприяє лінеаризації задачі простору вхідних даних, і відповідно підвищує точність навчання і прогнозування ШНМ ФМТФ [8]. Для забезпечення розширення вимірності вхідної інформації застосуємо запропонований нами метод “околу точки”, який базується на основі методу “найближчого сусіда” [6]. Основою методу є те що на вхід ШНМ ФМТФ подають не тільки точки сигналу, але і найближчі до неї точки з мінімальною Евклідовою відстанню. Розроблений і обґрунтований нейромережний метод формування навчальної вибірки на основі „околу точки” за принципом найближчого сусіда, покращує на 1-3% якість коротко - та середньотермінового прогнозу.

На основі методу “найближчого сусіда” було розроблено метод „К

найближчих сусідів” [9], а також побудована архітектура ШНМ ФМТФ, на основі методу „К найближчих сусідів”, який штучно розширює простір реалізацій, а також забезпечує покращення точності прогнозу на 1-5% і одночасно дозволяє здійснити кластеризацію вхідних даних.

Також в модулі масштабування і нормування даних ІАС “Прогноз” вдосконалено архітектуру прогнозуючої ШНМ ФМТФ з розширенням кількості входів на основі фазифікації вхідних даних, що дозволило використовувати скорочені навчальні вибірки в темпі їх надходження і підвищило точність коротко- та середньотермінових прогнозів на 2-4%

***Розроблення інтелектуальних компонентів для відновлення втраченої інформації для енергосистем.*** В розробленій нами для ВАТ “Львівобленерго” інформаційно-аналітичній системі (ІАС) „Прогноз” [6,8,9] здійснюється спроба використання переваг інформаційних і аналітичних задач. Цю систему можна назвати автоматизованою, оскільки керуючі рішення здійснює диспетчер, а програма є лише дорадчою. Тому її можна віднести в окремий тип задач – інформаційно-аналітичних задач оперативного керування. Основною перевагою цієї ІАС є можливість її функціонування в “on-line” або “on-demand” режимі, що є суттєвим при розв’язку задач оперативного керування режимами енергосистеми. Дана ІАС має дружній інтерфейс і зручні засоби візуалізації для забезпечення диспетчера необхідною інформацією.

На основі вихідної інформації, що формується цією дорадчою ІАС, диспетчер:

- робить висновки про допустимість чи недопустимість режиму;
- приймає рішення стосовно оптимальної траєкторії зміни режиму з метою досягнення максимального економічного ефекту;
- визначає об’єм керуючих дій і місце їх прикладання;
- передає керуючу дію на об’єкт керування.

Основні блоки ІАС “Прогноз” розробляли на основі системного підходу, в основу якого покладено принцип цілісності, що набуло нових якостей по відношенню до властивостей його складових елементів. Програмну реалізацію ІАС „Прогноз” розроблено мовою високого рівня програмування (4 GL) Delphi. Глобальною ціллю ставили розробку простої, надійної в експлуатації дорадчої диспетчерської системи нейромережного прогнозування споживання ЕЕ із можливістю попередньої обробки даних. На рис. 3 показана структурна схема ІАС “Прогноз”.

Інтерфейс програми розроблений з врахуванням різноманітних вимог користувача і складається з основного вікна-фрейма і трьох діалогових вікон. Основне вікно-фрейма програми призначене для управління відповідними діалоговими вікнами. Перше діалогове вікно призначене для попередньої обробки часового ряду різноманітними статистичними методами. Друге і третє діалогові вікна стосуються режимів навчання і прогнозування тришарової ШНМ ФМТФ [7] з впорядкованими латеральними зв’язками між нейронами прихованого прошарку.



Рис. 3. Структурна схема ІАС “Прогноз”.

Початково передбачається формування даних у дві множини - навчальну та контрольну. Кожна множина передбачає наявність двох файлів: вхідних та вихідних значень формату ASCII з розширенням \*.csv, \*.dat, або \*.txt, які представлені у вигляді матриці даних, елементи якої розділяються знаками “;”, пробілу, або табуляції, відповідно. Після створення файлів з наборами даних і збереженням їх на носії, програма готова до використання.

У блоці попередньої обробки даних реалізовані методи статистичної фільтрації даних: ковзного середнього, фільтром Хемінга, когерентного усереднення, медіанної фільтрації; а також статистичної інтерполяції і апроксимації даних: поліномом Лагранжа і сплайном. У цьому ж блоці здійснюється масштабування даних, тобто приведення до діапазону  $[0,1]$ , або  $[-1,1]$ .

Статистичне згладжування даних здійснюють для того, щоб видалити з сигналу стохастичну складову, яка зумовлена випадковим впливом зовнішніх факторів, які не мають відношення до природи досліджуваного процесу, а отже перешкоджають навчання ШНМ ФМТФ [5] та погіршують результати прогнозування. Крім того фільтрацію використовують для виділення із сигналу регулярної складової, яка у випадку споживання ЕЕ проявляється у річному, тижневому, та добовому тренді сигналу. Цю складову можна використати для здійснення довготривалих „малоточних” прогнозів. Їх точність визначається дисперсією стохастичної складової, або середньоквадратичним відхиленням сигналу від оціненої його регулярної складової (залишку центрованого сигналу). Наприклад на рис. 2 зображене вікно попередньої обробки даних фільтром Хемінга. Залишок (центрований сигнал) було використано для більш точного короткотермінового нейромережного прогнозу. Його точність визначається середньоквадратичним відхиленням прогнозованого споживання ЕЕ від реально знятого і центрованого сигналу.

У цьому вікні фрейма обчислюють дисперсію сигналу, а також максимальні і мінімальні відхилення реального сигналу від відфільтрованого.



У програмі закладена можливість виведення даних матриці по стовпцях з можливістю відображення конкретної заданого діапазону значень сигналу, а також текучої точки (на рис 5. значення від 1 до 1074). В правому верхньому вікні показані основні формули, згідно з якими здійснюють обробку сигналу.

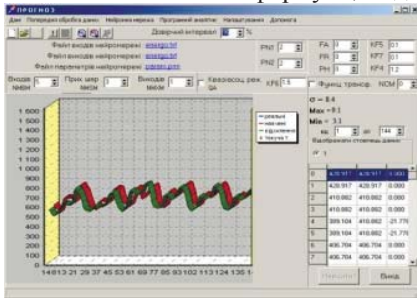


Рис 4. Діалогове вікно навчання ФМТФ ШНМ

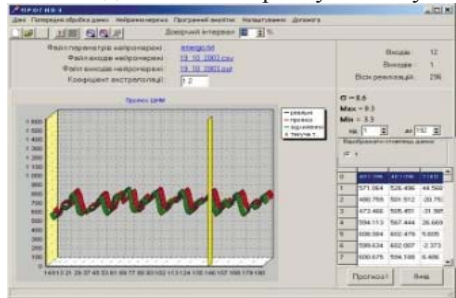


Рис.5. Діалогове вікно прогнозування ФМТФ ШНМ

Блок навчання ФМТФ ШНМ. В основі програмної реалізації використана тришарова ФМТФ ШНМ з впорядкованими латеральними зв'язками між нейронами прихованого прошарку. Основне діалогове вікно навчання ШНМ ФМТФ зображене на рис. 4.

Після натискання клавіші „Навчити!” протягом приблизно 2-3 секунд відбувається навчання ФМТФ ШНМ, результати якої показані на графіках: реальні значення, згенеровані нейромережею в процесі навчання і різниця між ними. Також ці значення відображаються в таблиці. Над таблицькою виводяться значення обчисленої дисперсії сигналу, а також максимальні і мінімальні відхилення сигналу.

Блок прогнозування ФМТФ ШНМ в першу чергу призначений для диспетчера, який за лічені секунди може спрогнозувати необхідну часову послідовність. Для цього необхідно задати файл параметрів і входів ФМТФ ШНМ (по замовчуванню - це останні по яких робилось навчання) і натиснути кнопку „Прогноз!” див. рис. 4.

ІАС “Прогноз” також ефективно застосовували для прогнозування індексів сонячної активності [10], зокрема, чисел Вольфа для північної і південної півкулі.

Адаптовано методику системного аналізу побудови ІАСУ до задач прогнозу споживання ЕЕ на основі застосування нейромережних засобів моделювання та прогнозування, що дозволило підвищити точність коротко-термінового нейромережного прогнозу на 30-50%, середньотермінового на 20-30%, та ефективно використовувати її в задачах “реального часу”.

Покращити якість коротко- та середньотермінових прогнозів споживання ЕЕ можна шляхом поєднання нейромережних методів: прямого передбачення і рухомих „часових вікон”, та застосування методів верифікації даних.



1. Пупена О.М., Ельперін І.В., Луцька Н.М., Ладанюк А.П. Промислові мережі та інтеграційні технології в автоматизованих системах – К.: Видавництво «Ліра-К», 2011. – 552 с.
2. Литвин В.М., Пасічник В.В., Яцишин Ю.В. Інтелектуальні системи. Підручник – Львів: «Новий світ - 2000», 2011 – 406 с.
3. Пономаренко В. С. Проектування інформаційних систем: Посібник – К.: Видавничий центр “Академія”, 2002. – 488 с.
4. Цветков Е.В. Програмное обеспечение в автоматизированных системах диспетчерского управления энергосистемами: Сб. науч. трудов ВНИИЭ , 1983. - с. 73.
5. Медиковський М.О., Цмоць І.Г., Подольський М.Р., Обґрунтування принципів побудови та розроблення узагальненої структури інформаційно-аналітичної системи для оцінювання, прогнозування та управління енергоефективністю економіки регіону – Львів: Вісник НУ “Львівська політехніка” “Комп’ютерні науки та інформаційні технології”, 2013 № 751 с. 40-51.
6. Павлюк О. М. Верифікація даних у задачах прогнозування в електроенергетиці. – Львів.: Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. №496. “Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології”, 2004 р. – с. 189-194.
7. Ткаченко Р.О. Нейтраційне навчання штучних нейронних мереж прямого поширення. Технічні вісті. –Л.: ДУ „ЛП”, 1999. - № 1(8), 2(9). - с. 41-42.
8. Ткаченко Р. О. Павлюк О. М. Козут Р. М. Лінеаризація задач передбачення шляхом фазифікації. – Львів.: Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. №521. “Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології”, Львів, 2004 р. – с. 214-219.
9. Ткаченко Р. О., Павлюк О. М., Ткаченко П. Р. Особливості тренування нейромереж прямого поширення за методом „ $k$  найближчих сусідів”. – Львів.: Міжвідомчий збірник статей ФМІ „Відбір і обробка інформації” №20(96), 2004р. – с. 121-126.
10. Юрчак І. Ю., Павлюк О. М. Застосування нейронних мереж для прогнозування чисел Вольфа. – Львів.: Міжвідомчий збірник статей ФМІ „Відбір і обробка інформації” №17(93), 2002р. - с. 136 – 141.

*Поступила 12.03.2014р.*

УДК 004.01 + 004.043 + 004.738.5

Р.В.Олійник, УАД, м.Львів

## **МОДЕЛЬ СТРУКТУР ДАНИХ РОБОЧИХ ПОТОКІВ JDF У ХМАРИННІЙ ІНФРАСТРУКТУРІ**

Розглянуто задачу адаптації поліграфічно-орієнтованого протоколу CIP4 та формату робочих потоків JDF у хмаринних мережевих інфраструктурах для підвищення оперативності керування поліграфічними потоками даних.

The task of adapting printing-oriented protocol and format CIP4 workflow JDF in cloud network infrastructure to improve efficiency by printing control data flow.

**Ключові слова:** інфраструктура, протокол, FaaS.