

А. Дорошенко¹, Р. Ткаченко², Ю. Цимбал¹, Д. Батюк²
Національний університет “Львівська політехніка”,
¹кафедра автоматизованих систем управління
²кафедра інформаційних технологій видавничої справи

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМПОНЕНТИ ІНТЕГРОВАНИХ АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ДЛЯ ЕНЕРГЕТИЧНИХ СИСТЕМ

© Дорошенко А., Ткаченко Р., Цимбал Ю., Батюк Д., 2017

Досліджено особливості інтелектуальних компонент інтегрованих автоматизованих систем управління. Розглянуто створення інтелектуальної компоненти ІАСУ для енергетичних систем. Запропоновано нейромережні методи прогнозування споживання електроенергії підприємством на основі машини геометричних перетворень. Наведено результати проведених експериментів.

Ключові слова: зображення, надвисока роздільна здатність, методи на основі навчання, нейронні мережі.

The features of intellectual component of integration automated control systems are analyzed. The process of development of intellectual component of integration automated control system for energy systems of the enterprise on the base of neural networks (geometrical data modeling) is describes. Tables which represent the results of experiments are shown.

Key words: intellectual component of integration automated control system, neural networks, geometrical data model, data mining.

Вступ

Функціонування будь-якого підприємства сьогодні пов'язано із використанням великих обсягів енергоресурсів, ціна на які постійно зростає, а кількість електроенергії, що виробляється, не завжди є достатньою для забезпечення потреб всіх користувачів, що призводить до збоїв у енергопостачанні та так званих “віялових відключень”, з якими стикнулась Україна цього року. Така ситуація робить ще актуальнішою задачу ефективного енергоспоживання та впровадження інтелектуальних електроенергетичних систем SmartGrid.

Сучасні підприємства використовують інтегровані автоматизовані системи управління (ІАСУ) для різних аспектів своєї діяльності: інтелектуальної та кадрової; інформаційної; техніко-технологічної; фінансової; силової; політико-правової та екологічної.

Тому актуальними проблемами є розроблення та впровадження системи корпоративного управління енергоспоживанням як інтелектуальної компоненти існуючої ІАСУ.

Інтелектуальні енергосистеми Smart Grid

Інтелектуальні енергосистеми – це системи передавання електроенергії від виробника до споживача. Використовуючи сучасні інформаційні та комунікаційні технології, все обладнання мереж Smart Grid взаємодіє одне з одним, утворюючи єдину інтелектуальну систему енергопостачання. Зібрана з обладнання інформація аналізується, а результати аналізу допомагають оптимізувати використання електроенергії, знизити витрати, збільшити надійність і ефективність енергосистем.

Завдяки цьому така система здатна самостійно відстежувати і розподіляти потоки електрики для досягнення максимальної ефективності використання енергії. У світі, де захист природних ресурсів став одним з головних пріоритетів, дуже важливо знайти дешеві й ефективні шляхи їх заощадження.

Існуючі енергосистеми побудовані за схемою “централізованого енергопостачання”, що припускає використання високої напруги і створення великомасштабних енергомереж. У мережах такого типу локальні збої можуть мати колосальний вплив на всю енергосистему і часто приводити до масштабних відключень живлення.

Термін Smart Grid з’явився близько десяти років тому, але й досі немає однозначного та єдиного визначення цього поняття. Зокрема, на рівні держави Smart Grid розглядають як ідеологічну основу національних програм розвитку електроенергетики, а компанії-виробники обладнання оцінюють цей напрямок насамперед з погляду можливостей, що відкриваються для створення і розвитку нового бізнесу. Зацікавлені у Smart Grid енергетичні компанії, які вбачають у Smart Grid основу їхнього сталого розвитку і вдосконалення інноваційних технологій [2].

За найпопулярнішим трактуванням, Smart Grid – концепція повністю інтегрованої, саморегулюючої і самовідновлюваної електроенергетичної системи, що має мережеву топологію і містить усі генеруючі джерела, магістральні та розподільні мережі і всі типи споживачів електричної енергії, керовані єдиною мережею інформаційно-керуючих пристроїв і систем у режимі реального часу. Так, в США концепції Smart Grid відводиться роль революційної ініціативи, яка дає енергетиці “друге дихання” і стимулює економічний розвиток. Концепцію Smart Grid у країнах ЄС розглядають як ідеологію загальноєвропейської програми розвитку електроенергетики, базу інноваційної модернізації та перетворення електроенергетики, основу побудови “Європейської електричної мережі майбутнього”.

З погляду Міністерства енергетики США, інтелектуальні мережі (Smart Grid) мають такі атрибути:

- здатність до самовідновлення після збоїв у поданні електроенергії;
- можливість активної участі в роботі мережі споживачів;
- стійкість мережі до фізичного і кібернетичного втручання зловмисників;
- забезпечення необхідної якості переданої електроенергії;
- забезпечення синхронної роботи джерел генерації та вузлів зберігання електроенергії;
- поява нових високотехнологічних продуктів і ринків;
- підвищення ефективності роботи енергосистеми загалом.

На думку Європейської Комісії, що займається питаннями розвитку технологічної платформи в галузі енергетики, Smart Grid мають такі аспекти функціонування:

- гнучкість – мережа повинна підлаштовуватися під потреби споживачів електроенергії.
- доступність – вона має бути доступна для нових користувачів, причому як нові підключення до глобальної мережі можна трактувати призначені для користувача генеруючі джерела, зокрема ВЕІ з нульовим або зниженим викидом CO₂.
- надійність – мережа повинна гарантувати захищеність і якість постачання електроенергії відповідно до вимог цифрового століття.
- економічність – найбільшу цінність мають становити інноваційні технології в побудові Smart Grid спільно з ефективним управлінням і регулюванням функціонування мережі.

На основі зазначених ознак можна дати доволі чітке визначення інтелектуальної мережі як сукупності підключених до генеруючих джерел і електроустановок споживачів програмно-апаратних засобів, а також інформаційно-аналітичних і керуючих систем, що забезпечують надійне й якісне передавання електричної енергії від джерела до приймача в потрібний час і в необхідній кількості.

Архітектура Smart Grid

Оптимізуючи існуючі енергосистеми, можна збільшити їх ефективність без значних капіталовкладень в нові технології виробництва, передавання і розподілу енергії. Насправді, модернізуючи існуючу енергосистему до інтелектуальної, можна створити повністю інтегровану систему, починаючи від виробництва і передавання, закінчуючи розподілом і споживанням електрики приватними користувачами. До того ж, концепція Smart Grid передбачає використання поновлюваних джерел енергії завдяки інтеграції локальних мікроенергомереж, що дає змогу

відмовитися від радіаційних постачальників електрики, наприклад, атомних або вугільних електростанцій.

Переваги використання мереж Smart Grid:

- ефективного використання електроенергії;
- збільшення частки розподілених систем виробництва енергії і поновлюваних джерел енергії;
- збільшення гнучкості подання живлення;
- зниження загальної вартості доставки електрики;
- збільшення стабільності і якості подання електрики;
- збільшення безпеки енергосистем.

Сьогодні багато держав впроваджують системи Smart Grid і будують розподілені енергосистеми замість класичних централізованих систем. Розподілені системи легко інтегрують у себе вузли виробництва, передавання і розподілу, при цьому частиною мережі стають навіть звичайні електролічильники і домашні побутові прилади. Створюючи інтелектуальні енергосистеми, інженери повинні вирішувати завдання управління енергією, передавання даних і аналізу інформації.

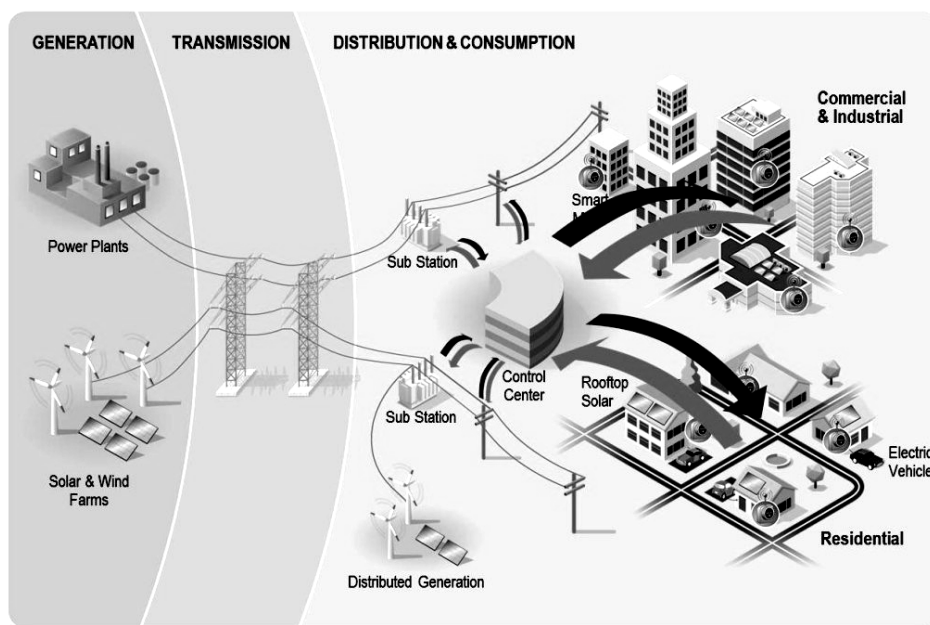


Рис. 1. Система на основі технологічної платформи Smart Grid

Розроблення інтелектуальної компоненти ІАСУ для інтеграції із системою Smart Grid

Стрімкий розвиток інформаційних технологій за останні роки призвів до того, що майже на всіх підприємствах всі напрями їхньої діяльності є автоматизованими, накопичено великі обсяги інформації, які описують різні аспекти діяльності підприємства, динаміку його розвитку, історію взаємодії з різними постачальниками, партнерами, клієнтами. Ці дані, отримані від окремих компонентів ІАСУ (CRM, SCM, ERP/MRP тощо), опрацьовуються, очищуються, уніфікуються та зберігаються в сховищі даних, на основі якого надалі здійснюються звітність, аналітика, прийняття управлінських рішень.

Для того, щоб реалізувати інтелектуальну компоненту ІАСУ [3], всю інформацію про діяльність підприємства необхідно формалізувати, створити сховище даних розподіленого чи централізованого типу. Підвищення рівня організації підприємства, координування всіх підрозділів можна досягти лише інтегруванням всіх управлінських функцій в єдину інтегровану систему управління. Із застосуванням ІАСУ можна значно покращити техніко-економічні показники функціонування підприємств (збільшити загальний прибуток підприємства, покращити

використання основних фондів, оптимальніше управляти запасами та організувати роботу із клієнтами з вищою ефективністю) [1].

Інтелектуальна компонента для корпоративного управління енергоспоживанням може інтегруватись в існуючу ІАСУ так: покази всіх існуючих лічильників та давачів є вхідними даними, на етапі ETL вони агрегуються до обраного рівня гранулярності даних, очищуються та заносяться до сховища даних. Інтелектуальний аналіз цієї інформації за допомогою таких сучасних засобів, як нейронні мережі, генетичні алгоритми, нейронечітка логіка, дає можливість отримати знання, на основі яких можна прогнозувати споживання електроенергії в майбутньому та на основі цих знань приймати певні управлінські та організаційні рішення з метою підвищення енергоефективності [4].

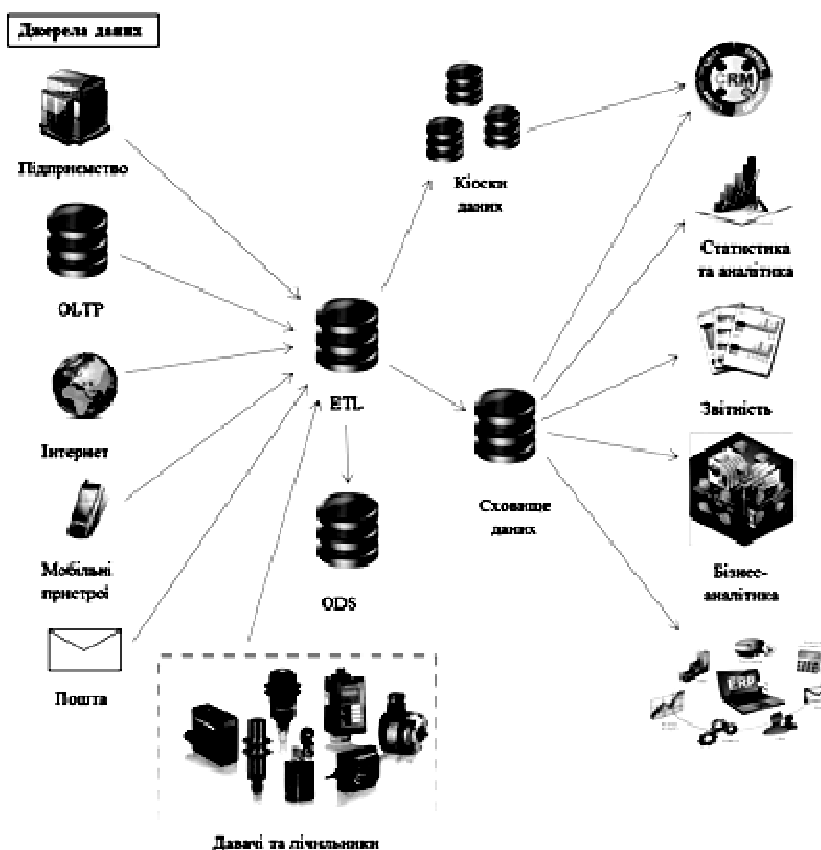


Рис. 2. Структурна схема ІАСУ для енергетичних систем підприємства

Вибір ШНМ для реалізації інтелектуальних компонентів інтегрованих автоматизованих систем управління

Основні проблеми, які можна вирішити за допомогою інтелектуальної компоненти для енергетичної системи, є питання гнучкості – те, що мережа повинна підлаштовуватися під потреби споживачів електроенергії, а отже, важливо точно спрогнозувати, які потреби матимуть користувачі у визначені моменти чи періоди часу та питання економічності, яка передбачає ефективне управління функціонуванням мережі [10].

Задачі, розв'язання яких покладено на інтелектуальну компоненту ІАСУ, володіють такими основними характеристиками: великий обсяг даних, різномірність даних (кількісні, якісні, текстові), суперечливість та неповнота даних.

Для вирішення цього завдання пропонується застосувати нейроподібні структури на основі моделі геометричних перетворень (МГП), які використовують швидке неітеративне навчання за наперед задану кількість кроків обчислень, що забезпечує можливість розв'язання задач великих розмірностей, повну повторюваність результатів навчання; можливість отримання задовільних розв'язків для тренувальних вибірок зменшеного обсягу; високу точність та покращені

узагальнювальні властивості. Отже, цей апарат можна використовувати як для довготермінового прогнозування, так і прогнозування окремих показників у реальному часі.

Особливістю МГП є однотипність алгоритмів навчання та функціонування [2]. Топологію алгоритму навчання МГП можна подати у вигляді деякого графу, вершини якого відповідають основним операціям алгоритму – скалярному добутку вектора вхідних сигналів на вектор вагових коефіцієнтів та нелінійному перетворенню від скалярного добутку. Отже, вершини графу можна розглядати як відповідники нейронних елементів прихованого шару штучної нейромережі, а моделі МГП описуються структурами нейроподібного типу. Одночасно зауважимо принципову відмінність МГП від нейромережних засобів: якщо в штучних нейромережах навчання здійснюється (як правило, ітеративно) з метою встановлення параметрів для обраної заздалегідь структури, то в МГП структура моделі формується за результатами навчання відповідно до заданих його характеристик [7, 8].

Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління можуть розв'язувати різноманітні завдання та давати відповіді на велику кількість різнопланових питань як на операційному, так і на стратегічному рівнях управління, зокрема: прогнозувати навантаження енергетичної системи на годину, добу, місяць чи рік, оптимізувати розподіл навантаження між різними ділянками мережі, прогнозувати очікувані прибутки чи втрати енергетичної компанії тощо [6].

Основи методу передбачення шляхом незалежного виділення головних компонентів [4].

Процес прогнозування навантаження енергомережі складається з таких етапів [5]:

- попередній аналіз даних, визначення значущих для прогнозування показників;
- кодування та нормалізація обраних показників;
- розроблення архітектури нейроподібної структури МГП;
- навчання нейромережі МГП;
- тестування нейромережі на контрольній множині даних;
- використання навченої нейромережі для прогнозування погодинного навантаження.

Опишемо послідовність кроків розробленого методу для обраного модельного прикладу передбачення шуканих відгуків (витрат електричної енергії в електричній мережі) на підставі незалежних відомих входів (11 відомих сигналів стану електричної мережі, отриманих за даними телеметрії). Тренувальна вибірка складається з 365 векторів, що містять відповідно 11 входів та 1 вихід. Отже, дані для навчання мережі МГП збирали протягом календарного року. Передбачення в режимі тестування виконували для 214 днів наступного року. Пропонована задача не є унікальною щодо свого розв'язку, отже, описані нижче процедури методу можуть без змін переноситися на інші задачі передбачення.

1. Виділення головних компонентів даних тренувальної вибірки за допомогою автоасоціативної мережі МГП.

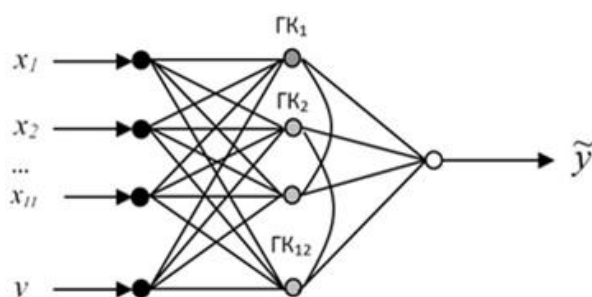


Рис. 3. Архітектура нейроподібної структури МГП

Для прогнозування формуємо нейроподібну структуру МГП, де:

x_1, x_2, \dots, x_{11} – компоненти вхідних векторів;

$GK_1, GK_2, \dots, GK_{12}$ – головні компоненти, отримані на основі вхідних даних;

y – значення функції відгуку;

\tilde{y} – передбачене значення функції відгуку.

Функціонування такої нейроподібної структури описується співвідношенням $y = \sum_{i=1}^n GK_i \cdot w_i$,

де w_1, w_2, \dots, w_{12} – вагові коефіцієнти.

Для навчання нейроподібної структури МГП використовуємо тренувальну вибірку з 365 елементів – векторів. Отримуємо передбачені значення виходів \tilde{y} , які враховують вплив лише 11 головних компонент. Формуємо нову навчальну вибірку із входами x_1, x_2, \dots, x_{11} та значенням функції відгуку \tilde{y} . Створюємо нейроподібну структуру МГП, яка відтворює 11 головних компонент.

Для навчання та тестування використовували нейроподібні варіанти МГП з різними функціями активації: лінійний поліном, лінійний поліном Паде, степеневий поліном тощо. Точність навчання покращувалася також застосуванням додаткової процедури методом імітації відпалу металу.

Результати прогнозування для кожного з цих типів нейроподібних структур наведено в таблиці, де MAPE (middle absolute percent error) – середня абсолютна похибка у відсотках, RMSE (root mean square error) – середньоквадратична похибка [9].

Результати проведених експериментів із прогнозування погодинного навантаження електромережі

Тренування				Тестування			
Тип похибки	Тип формули			Тип похибки	Тип формули		
	Лінійний поліном	Лінійний поліном Паде	Степеневий поліном		Лінійний поліном	Лінійний поліном Паде	Степеневий поліном
MAPE	3,8 %	3,3 %	2,7 %	MAPE	4,28 %	3,87 %	3,5 %
RMSE	5,3 %	4,9 %	3,8 %	RMSE	6,4 %	5,34 %	5,05 %

Висновки

Створення інтелектуальної компоненти інтегрованої автоматизованої системи управління для енергетичних систем може значно підвищити енергоефективність підприємства, оскільки інтелектуальний аналіз історичних даних, який здійснюється інтелектуальною компонентою ІАСУ, допомагає керівництву швидше отримувати значення ключових показників енергоефективності та приймати обґрунтованіші управлінські рішення, адаптувати підприємство до змін у навколишньому середовищі, виявляти та швидко реагувати на неекономічне використання ресурсів, визначати причини різниці між реальними енерговитратами та запланованими в бюджеті, використовувати переваги технології SmartGrid, все обладнання мереж яких взаємодіє одне з одним, утворюючи єдину інтелектуальну систему енергопостачання. Зібрану з обладнання інформацію аналізують, а результати аналізу допомагають оптимізувати використання електроенергії, знизити витрати, збільшити надійність і ефективність енергосистем.

Як базу для створення такої інтелектуальної компоненти доцільно використовувати апарат штучних нейронних мереж, зокрема машину геометричних перетворень, оскільки вона враховує всі особливості задач інтелектуального аналізу даних, швидко та із високою точністю опрацьовує великі обсяги даних завдяки неітеративному навчанню за наперед задану кількість кроків обчислень, що забезпечує можливість розв'язання задач великих розмірностей, повну повторюваність результатів навчання; можливість отримання задовільних розв'язків для тренувальних вибірок зменшеного обсягу; високу точність та покращені узагальнювальні властивості. Отже, цей апарат

можна використовувати як для довготермінового прогнозування, так і прогнозування окремих показників у реальному часі.

1 Medykovskyy M., Tsmots I., Tsymbal Y. and Doroshenko A. *Development of a regional energy efficiency control system on the basis of intelligent components*, 2016 XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, 2016, pp. 18–20. doi: 10.1109/STC-CSIT.2016.7589858. 2. *European SmartGrids Technology Platform. Vision and Strategy for Europe's Electricity Networks of the Future.* – Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2006. 3. Медиковський М. О., Цмоць І. Г., Дорошенко А. В. Інтелектуальні компоненти оцінювання складових безпеки підприємства // Збірник наукових праць “Моделювання та інформаційні технології” Інституту проблем моделювання в енергетиці. – Вип. 71, 2014. – С. 58–66. 4. Ткаченко Р., Дорошенко А. Класифікація даних в умовах невизначеностей за допомогою нейроподібних структур на основі моделі геометричних перетворень // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – 2008. – № 612. – С. 159–165. 5. Ткаченко Р., Дорошенко А. Нейроподібні структури машини геометричних перетворень у завданнях інтелектуального аналізу даних // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – 2009. – № 638. – С. 179–184. 6. Цмоць І. Г., Медиковський М. О., Цимбал Ю. В. Засоби інтелектуальної обробки даних у системі управління енергоефективністю економіки регіону. // Актуальні проблеми економіки. – 2013. – № 12(1150) – С. 271–277. 7. Tkachenko R., Yurchak I. and Polishchuk U. *Neurolike networks on the basis of Geometrical Transformation Machine*, 2008 International Conference on Perspective Technologies and Methods in MEMS Design, Polyana, 2008, pp. 77–80. doi: 10.1109/MEMSTECH.2008.4558743. 8. Polishchuk U., Tkachenko P., Tkachenko R. and Yurchak I. *Data compression methods with using neurolike GTM structures*, 2009 5th International Conference on Perspective Technologies and Methods in MEMS Design, Zakarpattya, 2009, pp. 68–69. 9. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс: пер. с англ.* – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с. 10. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации / пер. с польск. И. Д. Рудинского.* – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.