

Інтелектуальна реконфігурація енергомереж після збоїв

Шевченко Т.С., Гриньов С.А.

Кафедра штучного інтелекту,
Харківський національний університет радіоелектроніки,
Україна

Email: taisii.shevchenko@nure.ua
serhii.hrynov@nure.ua

Abstract

An intelligent graph-based model for energy network forecasting and automatic reconfiguration during failures is proposed. The power system is modeled as a weighted graph whose nodes represent generators, substations, and consumers, and whose edges correspond to transmission lines with loss and capacity attributes. The approach combines graph theory and machine learning, employing Graph Neural Networks (GNNs) to capture spatial and temporal dependencies within energy consumption data. The model performs load forecasting, fault detection, and autonomous network reconfiguration. The proposed framework provides a foundation for Smart Grid-oriented intelligent energy management systems.

Сучасні енергомережі є складними динамічними системами, які потребують постійного моніторингу та гнучкого управління. Зростання навантаження, поява нових типів споживачів і генераторів, а також підключення відновлюваних джерел енергії роблять завдання прогнозування споживання та відновлення структури мережі у разі збоїв особливо важливим. Традиційні методи, засновані на аналізі часових рядів, не враховують топологію енергомережі, тому не здатні відображати взаємозалежності між вузлами. Це обмежує точність прогнозу і ускладнює автоматичну реконфігурацію системи після виходу з ладу її елементів [1-3].

У цій роботі розглядається підхід до моделювання енергомережі як зваженого графа, вершини якого відповідають генераторам, підстанціям та споживачам, а ребра – лініям електропередач із відповідними параметрами довжини, втрат і пропускної здатності (рис.1). Така форма подання дозволяє описати реальні взаємозв'язки між об'єктами системи та застосувати методи графового аналізу. Для кожного вузла визначається набір характеристик, що включає активну і реактивну потужність, тип об'єкта, координати та інші фізичні параметри. Це створює передумови для використання графових нейронних мереж, здатних одночасно враховувати часову динаміку навантаження та просторову структуру зв'язків між елементами системи. Відповідна графова модель енергомережі може бути побудована на основі матриці суміжності, де кожен елемент відображає наявність і силу взаємодії між двома вузлами. Ключовою операцією є графова згортка, під час якої вузол оновлює свій стан з урахуванням власних характеристик та інформації від сусідів. Таким чином формується уявлення про локальний контекст кожного елемента, що дає змогу здійснювати прогнозування не ізольовано, а у взаємозв'язку з мережею загалом. У математичній формі цей процес можна відобразити через перетворення матриць ознак і ваг, нормалізованих ступенями вершин, що дозволяє стабілізувати навчання та зменшити похибки.

Застосування графових нейронних мереж для прогнозування енергоспоживання має низку переваг. Графова модель не лише підлаштовується під локальні закономірності, але й автоматично виявляє залежності між близькими за топологією вузлами. Це особливо важливо для виявлення аномалій (наприклад, різких коливань навантаження або втрат зв'язку між частинами мережі). У разі збою окремих елементів система може оперативно визначати, які вузли залишилися ізольованими, і запропонувати способи відновлення зв'язності. Механізм реконфігурації реалізується через аналіз компонент зв'язності графа: після видалення пошкодженого вузла виявляються ізольовані ділянки, для яких відбувається пошук найближчих активних точки підключення. Це дає змогу зберегти цілісність мережі навіть у разі часткових відмов.

Побудована графова схема енергосистеми має передбачати послідовну обробку даних від відкритих джерел (наприклад, OPSD або UCI Electricity), формування графа з відповідними атрибутами, застосування графової нейронної мережі для прогнозування навантаження, аналіз стану після збоїв і реконфігурацію мережі для відновлення роботи. Такий підхід об'єднує в собі елементи прогнозування, класифікації та оптимізації, створюючи основу для інтелектуальних систем типу Smart Grid [4-7].

Особливу увагу слід приділити вибору характеристик графа, що визначають стійкість енергосистеми. До них належать ступінь вершини, щільність зв'язків, асортативність і гомофільність. Високий ступінь асортативності означає, що подібні за потужністю вузли з'єднані між собою, що підвищує стабільність мережі; натомість сильна гомофільність забезпечує ефективне навчання графових моделей, адже сусідні вузли мають схожі властивості. У поєднанні ці показники дозволяють не лише описати структуру мережі, а й оцінити її вразливість до відмов.

Запропонована концепція дозволяє поєднати графові методи аналізу з машинним навчанням, що створює гнучку основу для подальших досліджень і розробки програмного прототипу. На початковому етапі моделювання може здійснюватися на синтетичних даних, що імітують зміну навантаження протягом доби, а надалі на реальних вибірках із відкритих баз. Такий підхід дає змогу поступово перейти від концептуальної моделі до програмної реалізації, здатної прогнозувати споживання, визначати критичні вузли та пропонувати шляхи автоматичного відновлення мережі.

У контексті подальшого розвитку передбачено розширення моделі для врахування не лише статичних, а й часових залежностей, коли зміни навантаження у вузлах впливають на суміжні елементи протягом кількох часових кроків. Це може бути реалізовано шляхом інтеграції рекурентних структур або спеціалізованих просторово-часових графових моделей, які здатні навчатися на послідовностях станів мережі. Такий підхід дозволяє відстежувати короточасні піки навантаження, прогнозувати тенденції коливань та своєчасно реагувати на потенційні перевантаження, що підвищує ефективність управління енергетичними потоками.

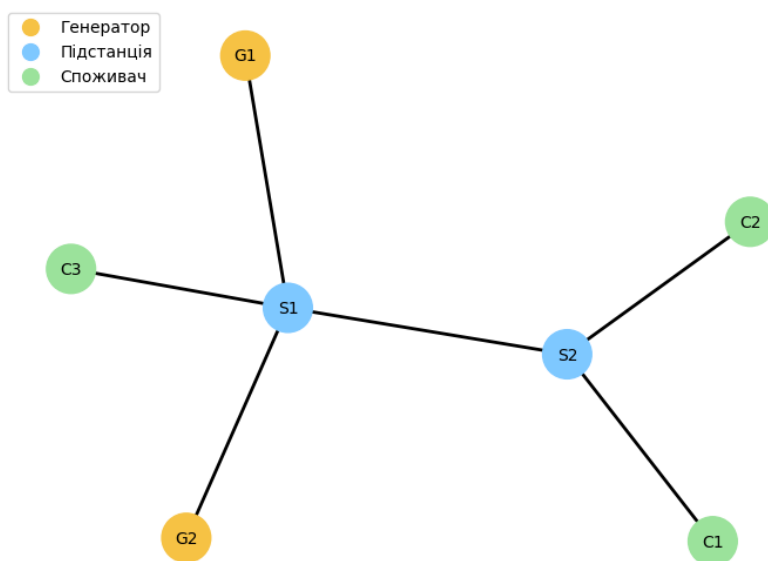


Рис. 1. Схематичне зображення енергомережі у вигляді графа з вершинами-вузлами та ребрами-лініями електропередач

Після етапу прогнозування важливою складовою стає модуль реконфігурації, який забезпечує адаптацію структури мережі у разі виникнення збоїв (рис.2, рис.3). У межах графової моделі це реалізується через перевірку компонент зв'язності та побудову альтернативних маршрутів постачання енергії. Коли один із вузлів виходить із ладу, система аналізує, які частини графа втратили зв'язок із основною мережею, після чого відшукує найближчі активні вузли для перепідключення. Такий механізм забезпечує безперервність подачі електроенергії, мінімізуючи час простою та втрати.

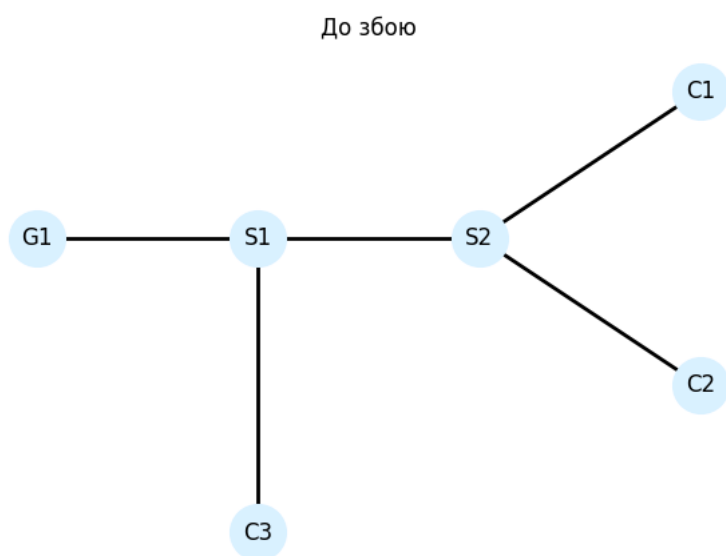


Рис. 2. Ілюстрація процесу реконфігурації: граф до збою

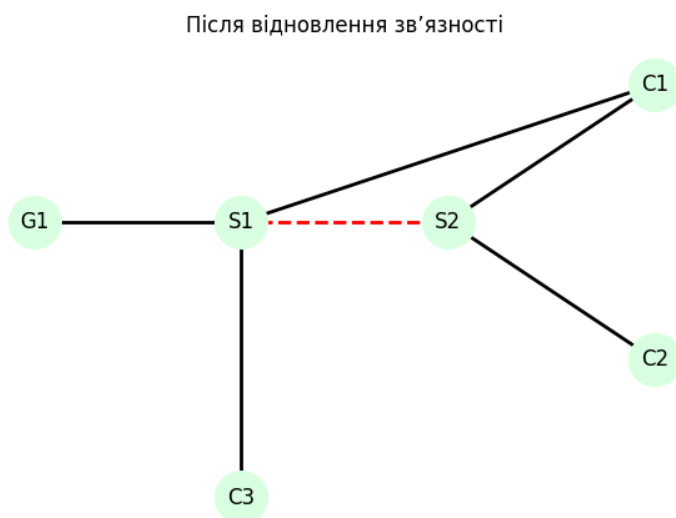


Рис. 3. Ілюстрація процесу реконфігурації: після відновлення зв'язності

Візуальне представлення результатів моделювання відіграє важливу роль для аналізу динаміки енергосистеми. На графічних схемах можна відобразити поточний стан навантаження у вузлах, зміни після прогнозування та топологічні зміни після реконфігурації (рис.4). Така візуалізація полегшує інтерпретацію роботи моделі, допомагає виявляти критичні точки та перевіряти адекватність прийнятих рішень. Для цього можуть бути використані інтерактивні інтерфейси або статичні графіки, що показують структуру мережі до і після перерозподілу потоків.



Рис. 4. Графічна схема візуалізації стану енергомережі до і після реконфігурації

У перспективі запропонована концепція може бути застосована до систем класу Smart Grid, де енергомережа функціонує як самонавчальна структура (рис.5). У таких системах прогнозування споживання поєднується з автономним прийняттям рішень щодо перерозподілу навантаження, що зменшує ризики перевантажень і втрат енергії. Інтеграція графових нейронних мереж у подібні рішення відкриває можливості для створення адаптивних моделей управління, які реагують на зміни в режимі реального часу та здатні підтримувати баланс між генерацією і споживанням.

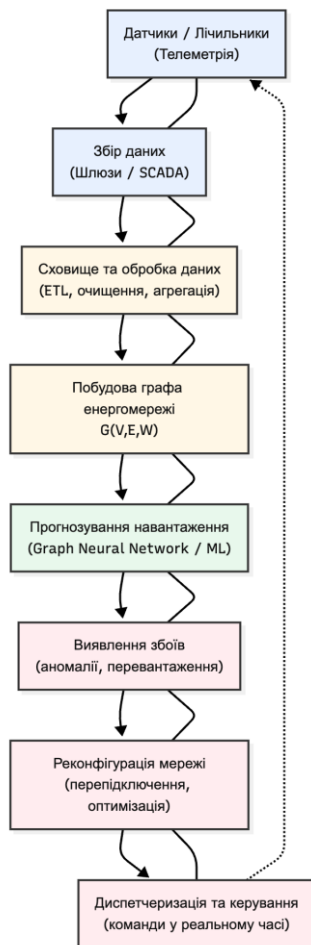


Рис. 5. Узагальнена схема роботи інтелектуальної системи управління енергомережами типу Smart Grid

У межах розробленої концепції особлива увага приділяється показникам асортативності та гомофільності графа, що визначають внутрішню стабільність енергосистеми. Якщо вузли зі схожими характеристиками мають тенденцію утворювати зв'язки між собою, мережа демонструє вищу узгодженість і здатність до самовідновлення. Висока гомофільність полегшує роботу графової моделі, оскільки інформація, отримана від сусідів, має подібні ознаки, що підвищує точність прогнозу. З іншого боку, асортативність дозволяє оцінити, наскільки сильно великі вузли з'єднані між собою, що безпосередньо впливає на пропускну здатність і стійкість мережі в умовах стресових навантажень (рис.6).

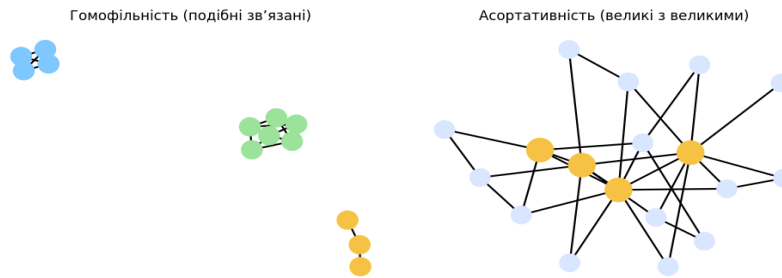


Рис. 6. Ілюстрація показників гомофільності та асортативності у структурі графа

Запропонований підхід створює підґрунтя для формування нового покоління систем управління енергетичними ресурсами. Його особливість полягає у здатності поєднувати структурну складову мережі з динамікою споживання, що забезпечує можливість комплексного аналізу процесів. Розвитком цього дослідження може бути його практична апробація із застосуванням реальних промислових даних, підключенням географічних координат та створенням цифрового двійника мережі. Це дозволить перейти від теоретичної моделі до інструменту практичного аналізу, який здатний прогнозувати потенційні відмови та пропонувати варіанти дій для їх запобігання, що відповідає сучасним тенденціям розвитку енергетики та цифрових технологій.

Література

1. Adaptive Online Bagging Using Double Neo-Fuzzy Neuron / Y. Bodyanskiy et al. 2025 15th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), Sibenik, Croatia, 17–19 September 2025. 2025. P. 236–240. URL: <https://doi.org/10.1109/acit65614.2025.11185879>.
2. Bishop C. M., Bishop H. Graph Neural Networks. Deep Learning. Cham, 2023. P. 407–427. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-45468-4_13.
3. Creation of the generative model of a scale-free network with homophilic structure / V. Shergin et al. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2025. Vol. 2, no. 4 (134). P. 14–22. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2025.326092>.
4. Energy Consumption Analysis of Convolutional Neural Networks. Academic Journal of Engineering and Technology Science. 2024. Vol. 7, no. 2. URL: <https://doi.org/10.25236/ajets.2024.070221>.
5. Method for augmenting 3D point cloud models using graph neural networks / I. Chukhran та ін. INNOVATIVE TECHNOLOGIES AND SCIENTIFIC SOLUTIONS FOR INDUSTRIES. 2025. № 2(32). C. 129–150. URL: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.2.129>.
6. Modelling and analysis of direct-driven permanent magnet synchronous generator wind turbine based on wind-rotor neural network model / J.-C. Dai et al. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy. 2011. Vol. 226, no. 1. P. 62–72. URL: <https://doi.org/10.1177/0957650911416912>.
7. Optimal Reconfiguration of Electric Power Distribution Networks / E. Segovia et al. 13th International Conference on Information Systems and Advanced Technologies “ICISAT 2023”. Cham, 2024. P. 112–124. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-60594-9_13.