

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ АКТИВНОГО СКЛАДУ ВІТРОВОЇ ЕЛЕКТРИЧНОЇ СТАНЦІЇ

Микола Медиковський¹, Роман Мельник², Максим Дубчак³

¹⁻³ Національний університет “Львівська політехніка”

¹ mykola.o.medkovskyi@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-2492-8578

² roman.v.melnyk@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-0619-1613

³ maksym.dubchak.kn.2015@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-8629-9044

© Медиковський М., Мельник Р., Дубчак М., 2020

У статті подано результати дослідження можливостей застосування нейронних мереж для розв’язання задачі визначення активного складу вітрової електричної станції (ВЕС) з врахуванням коефіцієнта ефективності кожної вітроелектричної установки (ВЕУ).

Здійснено порівняльний аналіз отриманих результатів з відомими методами визначення активного складу ВЕС, такими як: метод динамічного програмування; метод динамічного програмування із обґрунтованим підвищенням заданого навантаження; модифікований метод динамічного програмування. Визначено переваги та недоліки використання кожного з досліджуваних методів, щодо можливості досягнення заданої потужності генерації при максимальному коефіцієнті ефективності вітраних ВЕУ.

Встановлено, що при використанні рекурентних нейронних мереж для розв’язання задачі визначення активного складу ВЕС, мінімальний лінійний коефіцієнт варіації різниці між потужністю, яку необхідно генерувати, та реальною потужністю визначеного активного складу ВЕС становить 2,7 %. За тих самих умов застосування інших відомих методів, зокрема модифікованого методу динамічного програмування, забезпечує досягнення цього параметра на рівні 0,05 %. При цьому час розв’язання задачі суттєво збільшується. Шляхом комп’ютерного моделювання встановлено, що за рівних умов час розв’язання задачі за допомогою нейронних мереж – 0,04 с, а за допомогою модифікованого методу динамічного програмування – 3,4 с. Отримані результати забезпечують можливість реалізації ефективних систем підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними потоками.

Ключові слова: вітрова електрична станція, штучна нейронна мережа, активний склад вітрової електричної станції, оптимізація.

Вступ

Однією з особливостей використання вітрових електричних станцій (ВЕС) є непостійність енергетичного потенціалу вітру. В умовах швидкої зміни напрямку і швидкості вітру, важливою задачею є забезпечення заданого рівня потужності генерації електроенергії. Для вирішення цієї задачі необхідно динамічно аналізувати можливості і необхідність використання кожної вітроелектричної установок (ВЕУ) та знаходити такі набори вітроелектричних установок (далі активний склад), використання яких давало б змогу найкращим чином забезпечити потреби споживачів з урахуванням швидкості вітру, можливої миттєвої потужності та інших технічних параметрів ВЕУ. Тому розроблення методів та засобів, які давали б змогу швидко обґрунтувати активний склад ВЕС, аналізувати переваги та недоліки використання розроблених методів для конкретних умов, є

актуальним науковим завданням. Отримані результати можуть бути використані при проектуванні систем управління енергодинамічними режимами вітрової електричної станції, а також для підвищення ефективності управління існуючих ВЕС.

Аналіз публікацій

Один зі способів розв'язання задачі визначення активного складу ВЕС – це формалізація її як задачі пакування рюкзака і подальше використання методів повного перебору, динамічного програмування або інших для її розв'язання. Суть задачі пакування рюкзака зводиться до знаходження такого набору предметів, щоб сума їхніх вартостей була максимальна, а сума ваг предметів – не більша ніж максимально допустима вага. Тобто:

$$d_1 w_1 + \dots + d_n w_n \leq W, \quad (1)$$

де, n – порядковий номер предмета; d_n – бінарна величина, яка показує включений n -й предмет у набір ($d_n = 1$), чи ні ($d_n = 0$); w_n – вага n -го предмета; W – максимально допустима вага. Цільова функція має вигляд:

$$d_1 c_1 + \dots + d_n c_n \rightarrow \max, \quad (2)$$

де, c_n – вартість n -го предмета.

У цьому випадку визначення активного складу ВЕС формалізується як задача знаходження такого набору ВЕУ, щоб сумарна потужність ВЕУ була меншою або рівною ніж потужність, яку треба згенерувати, а сума коефіцієнтів ефективності ВЕУ – максимальною. Коефіцієнт ефективності ВЕУ (k_Σ) визначається на основі технічних параметрів ВЕУ, як-от: показники технічного стану, кількість включень/виключень, кількість виробленої енергії, кількість напрацьованих годин, тощо. Детальніше способи оцінювання ефективності ВЕУ описані в роботі [1]. Функція для обчислення коефіцієнта ефективності ВЕУ має вигляд:

$$k_\Sigma = a_1 k_1 + \dots + a_i k_i, \quad (3)$$

де a_i – ваговий коефіцієнт i -го критерія; k_i – його нормалізоване значення.

Динамічне програмування – це один із методів оптимізації багатокрокових або багатоетапних процесів. В основі методу лежить метод функціональних рівнянь Беллмана, що коротко можна подати наступним чином: якщо керування процесом є оптимальним, то воно буде оптимальним і для процесу, що залишається після першого кроку [2].

Одним з недоліків використання динамічного програмування (ДП) є необхідність зберегти проміжні результати і складність реалізації $O(N \cdot W)$, де N – кількість ВЕУ, W – необхідна потужність, що для великих значеннях N та W зумовлює суттєві часові затримки. У дослідженнях [3, 4] наведено результати використання методу динамічного програмування для розв'язання задачі знаходження активного складу ВЕС, що формалізована як задача пакування рюкзака.

Проте формалізація задачі визначення активного складу ВЕС як класичної задачі пакування рюкзака і використання ДП для її розв'язання, зумовлює деякі обмеження. Насамперед, ідеться про проблемність забезпечити потреби споживачів у всіх випадках, оскільки сумарна потужність активного складу ВЕС, відповідно до визначенням, має бути менша або рівна необхідній (1). Також, у зв'язку з специфікою цільової функції, найбільш пріоритетними, для включення до активного складу, є ВЕУ для яких співвідношення між ефективністю і потужністю є максимальним. Що зумовлює надзвичайно інтенсивне використання ВЕУ меншої потужності (за наявності таких).

Метод динамічного програмування із обґрунтованим підвищенням заданого навантаження (ДП+) [5] – це один із методів, які дозволяють усунути перший недолік. Суть методу полягає в підвищенні потужності ВЕС на статистично визначену величину, що дорівнює середній різниці між навантаженням, яке необхідно забезпечити, та потужністю активного складу ВЕС. Суттєвий недолік цього методу полягає в необхідності наперед визначити цю різницю, що доволі складно зробити на практиці.

Використання модифікованого методу динамічного програмування (МДП) дає змогу усунути обидва недоліки, цей метод описаний у дослідженні [6]. Суть його полягає в зміні цільової функції таким чином, щоб мінімізувати відхилення і максимізувати ефективність ВЕС. Цільова функція має вигляд:

$$\Delta P = \left[\sum_{m=1}^M b_m p_m - P \right] \quad (4)$$

$$\bar{K} = \frac{\sum_{m=1}^M b_m k_{\Sigma m}}{\sum_{m=1}^M b_m} \quad (5)$$

$$W(\Delta P, \bar{K}) = a_1 \bar{K} + a_2(1 - \Delta P) \rightarrow \max \quad (6)$$

де b_m – бінарна величина, яка показує включений m -й ВЕУ у набір ($b_m = 1$), чи ні ($b_m = 0$); p_m – потужність m -ї ВЕУ; k_m – коефіцієнт ефективності m -ї ВЕУ; P – потужність, яку необхідно згенерувати; ΔP – різниця між навантаженням, яке необхідно забезпечити, та потужністю активного складу ВЕС; \bar{K} – коефіцієнт ефективності набору ВЕУ.

Для розв'язання задачі знаходження активного складу ВЕС можна використовувати не тільки описані вище методи, але й метод повного перебору і метод гілок та границь [7]. Проте основна проблема використання таких методів полягає в необхідності виконання великого числа операцій для ВЕС, до складу яких входить багато ВЕУ. Так, складність методу повного перебору становить $O(2^n)$, а складність методу гілок і границь не більша ніж $O(2^n)$, складність методу динамічного програмування становить $O(N \cdot W)$.

Для оцінювання швидкодії методів, здійснено комп'ютерне моделювання процесів знаходження активного складу ВЕС. Моделювання здійснено на одному і тому ж апаратному забезпеченні з такими характеристиками: Intel Core i7-770HQ 2,8 ГГц, оперативна пам'ять 16 ГБ, SSD 860 EVO 500 ГБ. ВЕС складалась з ВЕУ типу ENERCON-53, кількість яких змінювалась з 20 до 35. З метою уникнення ситуації, коли ВЕС не в змозі згенерувати необхідну потужність, середня необхідна потужність дорівнює половині від номінальної потужності ВЕС. Тобто, якщо ВЕС складається з 20 ENERCON-53, номінальна потужність яких 800 кВт, середня необхідна потужність складатиме 8 МВт. Швидкість розв'язання задачі різними методами подано на рис. 1. Швидкість розв'язання задачі методом динамічного програмування для 35 ВЕУ не перевищує 0,6 с.

Перспективи використання штучних нейронних мереж (ШНМ), для розв'язання задач комбінаторної оптимізації досліджено в роботах [8, 9], до яких належить задача визначення активного складу ВЕС. Автори стверджують, що використання сучасних методів машинного навчання (зокрема ШНМ) має значні перспективи для розв'язання задачі комбінаторної оптимізації.

Практичні результати використання ШНМ для розв'язання задачі пакування рюкзака представлені в роботах [10–12]. У роботі [10] використано нейронні мережі Хопфілда. Суттєва перевага мереж Хопфілда в тому, що нейрони в цій мережі можуть перебувати тільки у двох станах 0 або 1, що усуває необхідність перетворення вихідних даних у дискретні значення. Проте, як показано в роботі [9], мережа Хопфілда може працювати нестабільно для деяких вхідних значень.

Дослідження використання рекурентних нейронних мереж для розв'язання задачі пакування рюкзака подано в роботах [11–13]. В роботі [11] показано, що в 8 % випадків рекурентні нейронні мережі змогли знайти рішення з більшою сумою вартостей, ніж «жадібний» алгоритм, проте вони значно поступаються методу повного перебору.

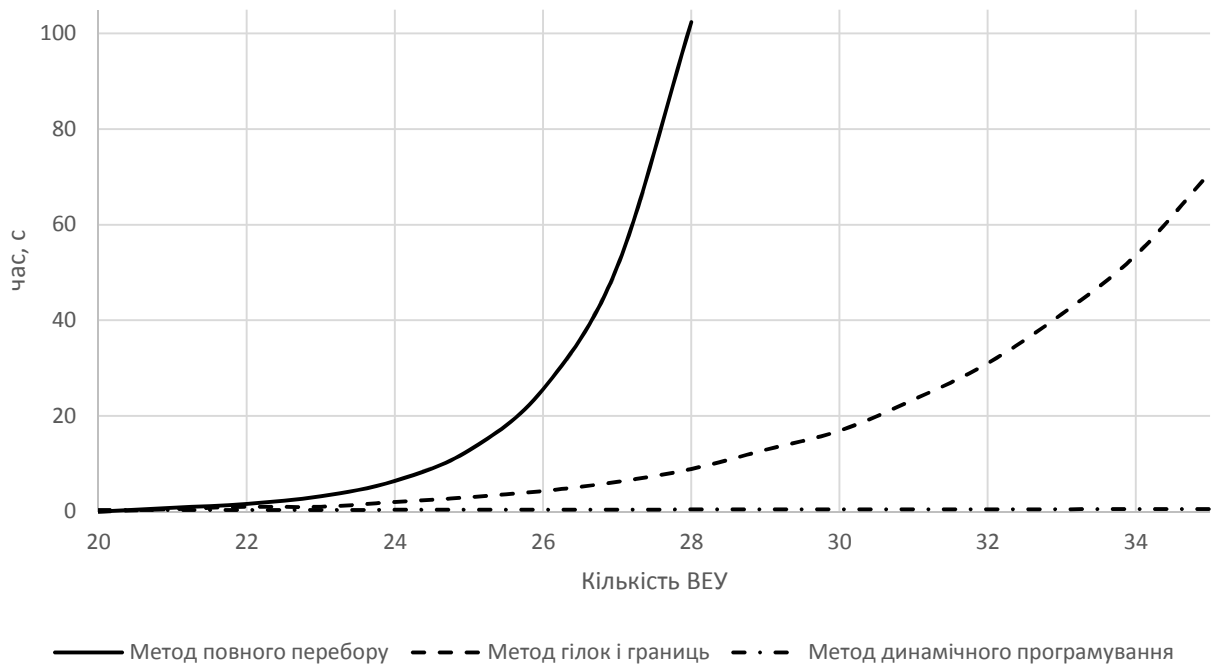


Рис. 1. Залежність між швидкістю розв'язання задачі і числом ВЕУ

Задачі

Основна задача дослідження – визначити особливості й ефективність застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) для розв'язання задачі знаходження активного складу вітрової електричної станції (ВЕС). При визначенні активного складу ВЕС необхідно оцінити різницю між потужністю, яку необхідно згенерувати, та потужністю знайденого активного складу ВЕС (ΔP), тобто точність розв'язання задачі, а також визначити швидкодію і сумарну ефективність вітроелектричних установок (ВЕУ), що входять до визначеного активного складу. Оптимізація розв'язку цієї задачі дозволяє повніше забезпечити потреби споживачів, а також підвищити ефективність управління ВЕС.

Дослідити переваги і недоліки застосування ШНМ порівняно з іншими методами, такими як: метод динамічного програмування [3], метод динамічного програмування із обґрунтованим підвищенням заданого навантаження [5]; модифікований метод динамічного програмування [6]. Визначити доцільність використання ШНМ для розв'язання задачі знаходження активного складу ВЕС.

Основні результати дослідження

На підставі аналізу результатів попередніх досліджень обґрунтовано вибір рекурентної нейронної мережі шаруватої структури як інструменту для розв'язання задачі. Для навчання мережі використано метод зворотного поширення помилки. Уточнення ваг зворотного поширення помилки здійснено за допомогою стохастичного градієнтного спуску (SGD). В роботі [14] показано, що метод SGD показує кращі результати порівняно з іншими досліджуваними методами.

Для обґрунтування конфігурації ШНМ, яка б краще вирішувала поставлену задачу, проведено дослідження над трьома типами ШНМ з різними парадигмами навчання:

- без вчителя. Відсутність вчителя дозволяє суттєво скоротити час навчання ШНМ, проте значним недоліком цього методу є гірші результати порівняно з навчанням із вчителем;
- із вчителем, роль якого виконує метод повного перебору (МПП). Використання методу повного перебору значно збільшує час навчання нейронної мережі, а степеневий ріст складності зумовлює складності застосування ШНМ у випадку великого числа ВЕУ;
- із учителем, роль якого виконує модифікований метод динамічного програмування. Використання модифікованого методу динамічного програмування дозволяє скоротити час

навчання ШНМ порівняно з МПП, проте цей метод знаходить наближений розв'язок поставленої задачі, на відміну від МПП;

З метою визначення топології ШНМ, досліджено різні комбінації ШНМ і способу навчання, що описані вище. Вибрано такі топології:

- ШНМ без прихованих шарів;
- ШНМ з одним прихованим шаром;
- ШНМ з двома прихованими шарами.

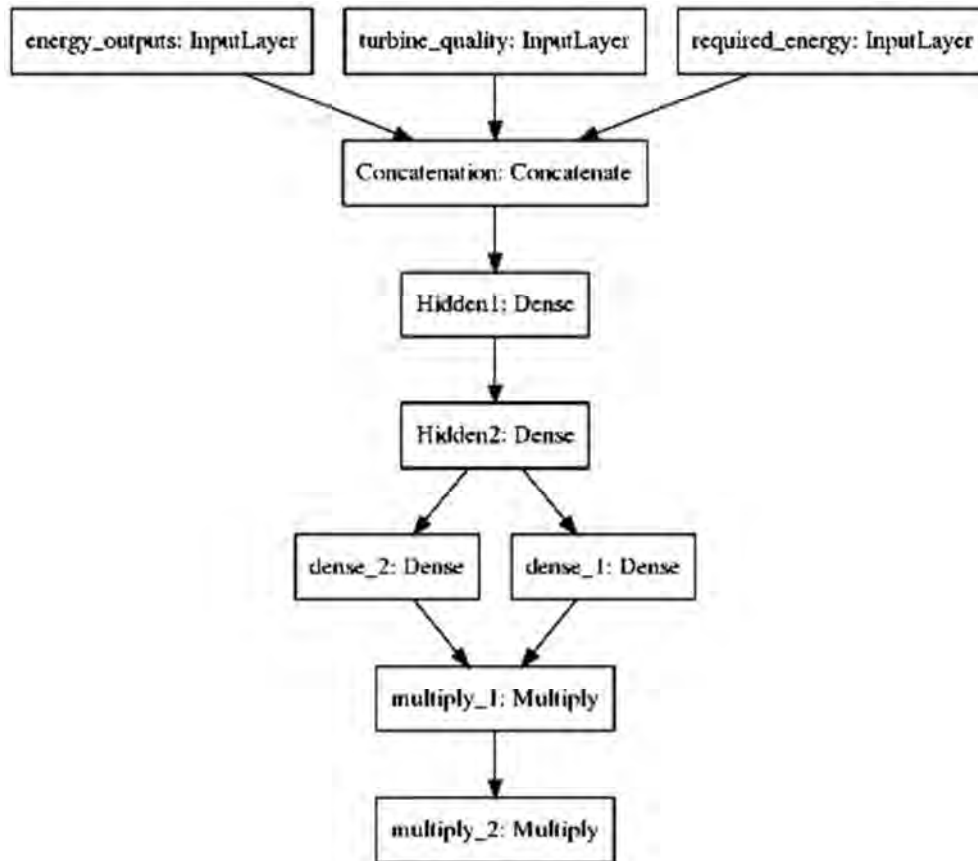


Рис. 2. Топології ШНМ з двома прихованими шарами

На рис. 2 наведена топологія ШНМ з двома прихованими шарами. На вхідний шар мережі передаються 3 масиви даних:

- дані про кількості генерованої енергії ВЕУ;
- дані про переваги вибору ВЕУ;
- дані про необхідного об'єму генерованої енергії;

Наступний рівень – це рівень об'єднання вхідних даних. Далі, залежно від топології в мережі присутні або відсутні приховані шари. Для вхідного і прихованих шарів використано функцію активації ReLU [15]. Останні два рівні ШНМ додано для отримання дискретних результатів, що є однією з вимог для знаходження активного складу ВЕС. Як функції активації використано sigmoid і tanh [16]. Останнім є вихідний рівень.

ВЕС складається з 20 ВЕУ, з них 10 ВЕУ типу ENERCON-53 з номінальна потужністю 800 кВт і 10 ВЕУ типу ENERCON E-44/900 з номінальною потужністю 900 кВт. Середнє навантаження споживачів складає 5 МВт. Навчання ШНМ відбувалося протягом 4096 епох, із замірами середнього відхилення потужності через кожних 512, для перевірки збіжності ШНМ. Для навчання ШНМ використано навчальну вибірку, що складається з 400 елементів, і тестову вибірку з 100 елементів. Результати дослідження представлені в табл. 1–3.

Таблиця 1

ШНМ без вчителя

Параметри розв'язків	Топологія ШНМ	ШНМ без прихованих шарів	ШНМ з одним прихованим шаром	ШНМ з двома прихованими шарами
Розкид відхилень ΔP (кВт)		[-3515; 3001]	[-1311; 3001]	[-1816; 3837]
Відношення розкиду відхилень ΔP до заданої потужності (%)		[-70; 60]	[-26,2; 60]	[-36; 76]
Середнє значення коефіцієнта ефективності набору		0,5958	0,6261	0,6007
Середнє відхилення ΔP (кВт)		1328,6	558,9	1270,1
Лінійний коефіцієнт варіації відхилення ΔP (%)		26,5	11,2	25,4
Дисперсія відхилення ΔP		$24,8 \cdot 10^5$	$7,1 \cdot 10^5$	$24,3 \cdot 10^5$
Квадратичний коефіцієнт варіації ΔP (%)		31,4	16,8	31,1
Швидкість одного розв'язання (с)		$6,86 \cdot 10^{-3}$	$8,66 \cdot 10^{-3}$	$7,92 \cdot 10^{-3}$

Використання великої кількості прихованих шарів може зумовити запам'ятовування моделлю навчального набору даних і при зустрічі з тестовою вибіркою мережа не показує стабільних рішень. У табл. 1 можна помітити, що ШНМ з двома прихованими шарами суттєво поступається ШНМ з одним прихованим шаром.

Таблиця 2

ШНМ з вчителем, роль якого виконує МПП

Параметри розв'язків	Топологія ШНМ	ШНМ без прихованих шарів	ШНМ з одним прихованим шаром	ШНМ з двома прихованими шарами
Розкид відхилень ΔP (кВт)		[-1308; 1994]	[-1099; 1194]	[2023; 3552]
Відношення розкиду відхилень ΔP до заданої потужності (%)		[-70; 39,8]	[-22; 23,8]	[-40,5; 71]
Середнє значення коефіцієнта ефективності набору		0,5996	0,6266	0,6016
Середнє відхилення ΔP (кВт)		1037,4	405,4	1076,1
Лінійний коефіцієнт варіації відхилення ΔP (%)		20,7	8,1	21,5
Дисперсія відхилення ΔP		$19,4 \cdot 10^5$	$2,4 \cdot 10^5$	$17,9 \cdot 10^5$
Квадратичний коефіцієнт варіації ΔP (%)		27,8	9,8	26,7
Швидкість одного розв'язання (с)		$6,78 \cdot 10^{-3}$	$7,57 \cdot 10^{-3}$	$7,86 \cdot 10^{-3}$

Таблиця 3

ШНМ з учителем, роль якого виконує МДП

Параметри розв'язків	Топологія ШНМ	ШНМ без прихованих шарів	ШНМ з одним прихованим шаром	ШНМ з двома прихованими шарами
Розкид відхилень ΔP (кВт)		[-1308; 1994]	[-1099; 1194]	[-2023; 3552]
Відношення розкиду відхилень ΔP до заданої потужності (%)		[-70; 39,8]	[-22; 23,8]	[-40,5; 71]
Середнє значення коефіцієнта ефективності набору		0,5991	0,6261	0,6012
Середнє відхилення ΔP (кВт)		1066,6	407,9	1080,8
Лінійний коефіцієнт варіації відхилення ΔP (%)		21,3	08,1	21,6
Дисперсія відхилення ΔP		$19,6 \cdot 10^5$	$2,4 \cdot 10^5$	$18 \cdot 10^5$
Квадратичний коефіцієнт варіації ΔP (%)		28,3	09,7	26,8
Швидкість одного розв'язання (с)		$6,86 \cdot 10^{-3}$	$8,66 \cdot 10^{-3}$	$7,92 \cdot 10^{-3}$

На основі аналізу отриманих результатів можна стверджувати, що ШНМ з одним прихованим шаром показала кращий результат із досліджуваних топологій. ШНМ з учителем, роль якого виконує МПП і МДП показали майже однакові результати. Проте, оскільки для навчання ШНМ за допомогою МПП необхідно в декілька десятків раз більше часу (навчання займає майже 6 годин) ніж за допомогою МДП (навчання займає близько десяти хвилин) і оскільки використання МПП не дає суттєвих переваг, подальші дослідження проведені для ШНМ без вчителя з одним прихованим шаром і для ШНМ із вчителем, роль якого виконує МДП, з одним прихованим шаром.

Для дослідження переваг і недоліків використання обгрунтованої конфігурації ШНМ порівняно з описаними методами розв'язання задачі проведено по 500 експериментів для кожного з них. Середнє навантаження споживачів прийнято таким, що дорівнює 50 МВт. Досліджувана ВЕС складається з 210 ВЕУ, з них 105 ВЕУ типу ENERCON-53 і 105 ВЕУ типу ENERCON E-44/900. Потужність кожної ВЕУ визначається з врахуванням швидкості вітру відповідно до тактико-технічних характеристик [17,18]. Швидкість вітру змінювали в діапазоні [5;15] м/с. Навчання ШНМ відбувалося протягом 10000 епох. Для навчання ШНМ використано навчальну вибірку, що складається з 2000 елементів, і тестову вибірку з 500 елементів. Статистичний аналіз отриманих результатів експериментів подано в табл. 4.

Таблиця 4

Порівняння ефективності алгоритмів визначення активного складу ВЕС

Назва методу Параметри розв'язків	ШНМ без вчителя	ШНМ з вчителя	Динамічне програмування	ДП із обгрутованим підвищенням заданого навантаження	Модифікований метод динамічного програмування
Розкид відхилень ΔP (кВт)	[-4472;3001]	[-2327; 4740]	[-424; -12,6]	[-311; 103]	[-209; 84,7]
Відношення розкиду відхилень ΔP до заданої потужності (%)	[-9; 6]	[-4,6; 9,5]	[-8,5; -0,2]	[-6,2; -2]	[-4,2; 1,7]
Середнє значення коефіцієнта ефективності набору	0,6265	0,6273	0,6265	0,6269	0,6418
Середнє відхилення ΔP (кВт)	1365,5	861,3	111,71	41,24	28,79
Лінійний коефіцієнт варіації відхилення ΔP (%)	2,73	1,72	0,22	0,08	0,05
Дисперсія відхилення ΔP	2648034	1202552	15156	2725	1658
Квадратичний коефіцієнт варіації ΔP (%)	3,254	2,193	0,246	0,104	0,081
Швидкість одного розв'язання (с)	0,04	0,04	2,8	2,9	3,4

Висновок

Аналізуючи отримані результати, можна стверджувати, що серед досліджуваних конфігурацій ШНМ, найкращі результати показала ШНМ з учителем, роль якого виконує МДП. Середнє відхилення цього методу менше в 1,6 раза, ніж для ШНМ без вчителя, а дисперсія менша 2,2 раза. Серед інших методів кращий результат отримано модифікованим методом динамічного програмування (МДП). Середнє відхилення цього метода менше в 3,9 раза ніж середнє відхилення динамічного програмування (ДП) і менше в 1,4 раза ніж середнє відхилення динамічного

програмування із обґрунтованим підвищенням заданого навантаження (ДП+), а дисперсія менша в 9,1 і 1,6 рази відповідно.

Порівнюючи результати застосування ШНМ з вчителем і МДП, можна зробити висновок, що використання ШНМ для розв'язання задачі знаходження оптимального складу ВЕС має і переваги, і недоліки. Суттєвим недоліком є необхідність навчати мережу і значно менша точність розв'язання, ніж у інших досліджуваних методах. Так, середнім зазначенням різниці між навантаженням, яке необхідно забезпечити, та потужністю активного складу ВЕС для МДП меншу в 30 разів, ніж при використанні ШНМ з вчителем. Проте використання ШНМ інших типів (наприклад, нейронних мереж Гопфілда, або інших), збільшення розміру навчальної вибірки і кількості епох, протягом якого відбувається навчання, можна досягнути збільшення точності. До переваг можна віднести високу швидкість розв'язання, що дозволяє застосовувати ШНМ в випадках, коли швидкість роботи є визначальним показником (в екстремальних умовах, при значних кількостях ВЕУ). Швидкість роботи ШНМ із вчителем у 85 разів більша, ніж в МДП. Середнє значення коефіцієнта ефективності набору ВЕУ дещо вище для МДП ніж для ШНМ з вчителем. Проте значення коефіцієнта ефективності набору ВЕУ, порівняно з іншими методами, такими як ДП і ДП+, досягається майже на такому самому рівні.

Отримані результати можуть бути використані при проектуванні та реалізації ефективних систем підтримки прийняття рішень для управління енергетичними потоками в комплексних системах електропостачання за наявності ВЕС.

Список літератури

1. Медиковський М. О., Шуневич О. Б. (2010). *Багатокритеріальний метод оцінювання ефективності вітроенергетичної установки*. К.: Вісник інженерної академії України 4. 240–245.
2. Тюття В. І., Шевченко В. І., Стрюк В. К. (2003). *Динамічне та нелінійне програмування*. К.: Електронна бібліотека факультету кібернетики.
3. Медиковський М. О., Шуневич О. Б. (2010). *Використання цілочисельного програмування для визначення складу вітрової електростанції*. К.: Моделювання та інформаційні технології 57. 230–233.
4. Медиковський М. О., Шуневич О. Б. (2009). *Метод визначення структури вітрової електростанції з врахуванням динаміки навантаження*. К.: Моделювання та інформаційні технології. 175–181.
5. Шуневич О. Б. (2013). *Інформаційна технологія формування динамічного складу вітрової електростанції*. (Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук). Національний університет “Львівська політехніка”. Львів.
6. V. Kravchyshyn, M. Medykovskyy, R. Melnyk (2016). *Modification of Dynamic Programming Method in Determining Active Composition of Wind Power Stations*. Computational problems of electrical engineering Vol. 6, 83–90.
7. Теслюк Т. В., Цмоць І. Г., Теслюк В. М., Медиковський М. О. (2017). *Оптимізація структури вітрової електричної станції з використанням методу гілок і границь*. Восточно-Европейський журнал передових технологій 2/8(86).
8. Yoshua Bengio, Andrea Lodi, Antoine Prouvost (2018). *Machine Learning for Combinatorial Optimization: Methodological Tour d'Horizon*. URL: <https://arxiv.org/abs/1811.06128>.
9. Kate A. Smith (1999). *Neural Networks for Combinatorial Optimization: A Review of More Than a Decade of Research*. Informs Journal on Computing Vol. 11(1). 15–34.
10. Shigeo Abe, Junzo Kawakami, Kotaroo Hirasawa (1992). *Solving Inequality Constrained Combinatorial Optimization Problems by the Hopfield*. Neural Networks Vol. 5(4). 663–670.
11. Davide Martini (2012). *Application of Neural Network for the Knapsack Problem*. (Magister theses). Università degli studi di padova. Padua.
12. J. Deane and Anurag Agarwal (2012). *Neural metaheuristics for the multidimensional knapsack problem*. Technical report.
13. Mattias Ohlsson, Carsten Peterson, Bo Söderberg (1993). *Neural Networks for Optimization Problems with Inequality Constraints: The Knapsack Problem*. Mainz Institute for Theoretical Physics Vol. 5. 331–339.
14. Ben Krause, Liang Lu, Iain Murray, Steve Renals (2015). *On the Efficiency of Recurrent Neural Network Optimization Algorithms*. NIPS Optimization for Machine Learning Workshop.

15. Jianli Feng, Shengnan Lu, (2019). *Performance Analysis of Various Activation Functions in Artificial Neural Networks*. Journal of Physics Conference Series.
16. A. Trask, F. Hill, S. E. Reed, J. Rae, C. Dyer, P. Blunsom (2018). *Neural arithmetic logic units*. NIPS'18: Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. 8035–8044.
17. Enercon E-53 – 800,00 kW – Wind turbine. URL: <https://en.wind-turbine-models.com/turbines/530-enercon-e-53>.
18. Enercon E-44 – 900,00 kW – Wind turbine. URL: <https://en.wind-turbine-models.com/turbines/531-enercon-e-44>.

References

1. Medykovsky M., Shunevich O. (2010). *Multicriteria method for evaluating the efficiency of a wind power plant*. K.: Bulletin of the Engineering Academy of Ukraine 4. 240–245.
2. Tyuptya V. I., Shevchenko V. I., Stryuk V. K. (2003). *Dynamic and nonlinear programming*. K.: Electronic Library of the Faculty of Cybernetics
3. Medikovskyy M., Shunevich O. (2010). *Using integer programming to determine the composition of a wind farm*. K.: Modeling and Information Technologies 57. 230–233.
4. Medykovsky M., Shunevich O. (2009). *Method for determining the structure of a wind power plant taking into account the load dynamics*. K.: Modeling and information technologies. 175–181.
5. Shunevich O. (2013). *Information technology of formation of dynamic composition of wind power plant*. (Abstract of the dissertation for the degree of candidate of technical sciences). Lviv Polytechnic National University. Lviv [in Ukrainian].
6. Kravchyshyn V., Medykovsky M., Melnyk R. (2016). *Modification of Dynamic Programming Method in Determining Active Composition of Wind Power Stations*. Computational problems of electrical engineering Vol. 6, 83–90.
7. Teslyuk T. V., Tsmots I. G., Teslyuk V. M., Medykovsky M. O. (2017). Optimization of the structure of a wind power plant using the method of branches and boundaries. Eastern European Journal of Advanced Technologies 2/8 (86). Yohua Bengio, Andrea Lodi, Antoine Prouvost (2018). *Machine Learning for Combinatorial Optimization: Methodological Tour d'Horizon*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1811.06128> [in English].
8. Kate A. Smith (1999). *Neural Networks for Combinatorial Optimization: A Review of More Than a Decade of Research*. Informs Journal on Computing Vol. 11(1). 15–34.
9. Shigeo Abe, Junzo Kawakami, Kotaroo Hirasawa (1992). *Solving Inequality Constrained Combinatorial Optimization Problems by the Hopfield*. Neural Networks Vol. 5(4). 663–670.
10. Davide Martini (2012). *Application of Neural Network for the Knapsack Problem*. (Magister theses). Università degli studi di padova. Padua.
11. J. Deane and Anurag Agarwal (2012). *Neural metaheuristics for the multidimensional knapsack problem*. Technical report.
12. Mattias Ohlsson, Carsten Peterson, Bo Söderberg (1993). *Neural Networks for Optimization Problems with Inequality Constraints: The Knapsack Problem*. Mainz Institute for Theoretical Physics Vol. 5. 331–339.
13. Ben Krause, Liang Lu, Iain Murray, Steve Renals (2015). *On the Efficiency of Recurrent Neural Network Optimization Algorithms*. NIPS Optimization for Machine Learning Workshop.
14. Jianli Feng, Shengnan Lu, (2019). *Performance Analysis of Various Activation Functions in Artificial Neural Networks*. Journal of Physics Conference Series.
15. A. Trask, F. Hill, S. E. Reed, J. Rae, C. Dyer, P. Blunsom (2018). *Neural arithmetic logic units*. NIPS'18: Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. 8035–8044.
16. Enercon E-53 – 800.00 kW – Wind turbine. Retrieved from <https://en.wind-turbine-models.com/turbines/530-enercon-e-53> [in English].
17. Enercon E-44 – 900.00 kW – Wind turbine. Retrieved from: <https://en.wind-turbine-models.com/turbines/531-enercon-e-44> [in English].

**NEURAL NETWORK METHOD FOR SEARCH
OF THE ACTIVE SITE OF A WIND POWER PLANT****Mykola Medykovskiy¹, Roman Melnyk², Maxim Dubchak³**¹⁻³ Lviv Polytechnic National University¹ mykola.o.medykovskiy@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-2492-8578² roman.v.melnyk@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-0619-1613³ maksym.dubchak.kn.2015@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-8629-9044© *Medykovskiy M., Melnyk R., Dubchak M., 2020*

The article presents the results of the study of the possibilities of using neural networks to solve the problem of determining the active set of a wind farm (WF), taking into account the efficiency of each wind turbines (WT).

The comparative analysis of the obtained results with the known methods of determining the active composition of WF, such as: the method of dynamic programming; the method of dynamic programming with increasing the load on the experimentally set percentage; modified method of dynamic programming. The advantages and disadvantages of using each of the studied methods in terms of the possibility of achieving a given generation power at the maximum efficiency of the selected WT are determined.

It is established that when using recurrent neural networks to solve the problem of determining the active composition of WF, the minimum direct linear variation of the difference between the power to be generated and the actual power of the determined active set of WF is 2.7 %. Under the same conditions, the use of other known methods, in particular, the modified method of dynamic programming ensures the achievement of this parameter at the level of 0.05 %. This significantly increases the time to solve the problem. By computer simulation, it was found that under equal conditions, the time to solve the problem using neural networks – 0.04 s, and using a modified method of dynamic programming 3.4 s. The obtained results provide an opportunity to implement effective decision support systems in energy flow management.

Key words: wind power plant, artificial neural networks, active set of wind power plant, optimization.