

УДК 004.89

К. В. Ягуп, д-р техн. наук, проф.; **В. Г. Ягуп, д-р техн. наук, проф.;** **Р. Г. Юсіфов**

ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ КОМПЕНСУВАЛЬНОГО ПРИСТРОЮ СИСТЕМИ ЕЛЕКТРОПОСТАЧАННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

У статті досліджуються можливості застосування нейронних мереж в задачі синтезу симетро-компенсувального пристрою чотирьохпроводної системи електропостачання, що працює в несиметричному режимі. Несиметричні режими роботи мережі спричиняються нерівномірним навантаженням фаз мережі, слідством чого є виникнення реактивної потужності, нерівномірності напруг у фазах електричної системи та високим показником струму в нульовому проводі. Відхилення від норм основних показників електричної енергії сприяє ушкодженням як в обладнанні споживачів, так і самій мережі. Одним із рішень такої проблеми є підключення спеціального симетро-компенсувального пристрою на стороні навантаження. В залежності від параметрів навантаження мережі такий пристрій може складатися з конденсаторів, а також може містити і котушки індуктивностей. Зазначені реактивні елементи підключаються між фазами системи електропостачання та фазами і нульовим проводом і їх загальна кількість складає шість елементів. Але для повного усунення несиметричного режиму достатньо підключити п'ять елементів, попередньо визначивши позицію надлишкового елемента. Задача визначення необхідної топології симетро-компенсувального пристрою була вирішена раніше із застосуванням оптимізації та чисельних методів, а також із подальшим перерахунком отриманих результатів, які визначають не тільки тип елементів, а й можливість його виключення з пристрою. В статті розглядається можливість використання нейронних мереж для визначення топології симетро-компенсувального пристрою, що значно б спростило задачу, замінивши перші два етапи вирішення задачі оптимізаційними методами і залишивши для виконання оптимізацією лише останній етап, а саме визначення точних значень параметрів симетро-компенсувального пристрою.

Предметом дослідження статті є вивчення можливостей використання нейронних мереж для визначення топології симетро-компенсувального пристрою несиметричної чотирьохпроводної системи електропостачання. В результаті дослідження було розроблено нейронну мережу, яка ефективно вирішує поставлене питання, визначено її основні параметри та метод, що провів машинне навчання мережі. Вхідні параметри нейромережі формувалися із кортежів, що складаються з шести параметрів – опорів та індуктивностей навантаження ліній електропередач. Матриця цілей нейромережі формувалася з кортежів даних, що складаються з шести елементів, що містять інформацію про розташування надлишкового елемента, який треба виключити із шести елементів що підключаються між фазами та між фазою та нульовим проводом. Після визначення надлишкового елемента спрощується задача розпізнавання типів реактивних елементів за допомогою нейромережі, так як їх кількість зменшилася до п'яти. Також було застосовано нейромережу, яка визначає тип реактивних елементів.

Тестування розробленої нейромережі було проведено на даних, значення яких не увійшли до набору даних для навчання і значно вирізняються від них. Отриманні квазірішення розпізнавання топології симетро-компенсувального пристрою за своїми значеннями наближаються до результатів, що були отримані за допомогою оптимізації і допоміжних розрахунків, що свідчить про надійність і адекватність застосування розробленої нейронної мережі у цьому напрямку.

Ключові слова: нейронна мережа, Байєсівська регуляризація, машинне навчання, симетро-компенсувальний пристрій.

Вступ

Бурхливий розвиток нейронних мереж надає широкі можливості розпізнавання об'єктів, прогнозування результатів розрахунків, створення моделей у багатьох сферах діяльності – економіці, медицині, промисловості, бізнес-аналітиці, визначеннях графічних зображень.

Вдосконалюються та оптимізуються структури нейронних мереж, підвищується якість отриманих результатів та знижується час їх навчання. Відповідно розробляються та оновлюються програмні продукти, які дозволяють застосовувати нейронні мережі на практиці у тій чи іншій сфері.

Точність і ефективність результатів, сформованих нейронною мережею залежить від багатьох факторів, а саме від типу навчання нейронної мережі, її структури і параметрів, набору даних для навчання, кількості даних, можливості перенавчання мережі.

Застосування нейронних мереж в багатьох випадках може бути альтернативою складних і громіздких розрахунків. Тому є сенс здійснити дослідження застосування нейронних мереж для визначення топології симетро-компенсувального пристрою системи електропостачання, який покращує енергетичні показники такої системи. З урахуванням того, що традиційно така задача вирішується за допомогою чисельних методів і методів пошукової оптимізації, таке дослідження представляється перспективним.

Постановка проблеми

Несиметричні режими роботи чотирипровідної системи електропостачання мають вкрай негативний вплив як на електрообладнання споживачів таких мереж, які чутливі до відхилень напруги живлення від номінальних значень, так і на саму систему електропостачання. Причиною виникнення таких режимів є нерівномірне навантаження споживачів мережі, яке носить активно-індуктивний характер.

Для усунення наслідків, спричинених таким навантаженням, а саме для симетрування напруг, усунення струмового перенавантаження у нульовому проводі і зменшення рівня реактивної потужності використовують симетро-компенсувальні пристрої. Такий пристрій підключається на затискачах навантаження і складається з реактивних елементів, підключених між фазами електричної межі (C_{ab} , L_{ac}) та підключених між фазами і нульовим проводом (C_{an} , C_{bn} , C_{cn}) (рис. 1) [1, 2]. Точний тип реактивного елемента визначається в ході розрахунків і може бути конденсатором чи індуктивністю. В кожному окремому випадку в залежності від величин активно-індуктивного навантаження топологія симетро-компенсувального пристрою буде індивідуальною. Важливою особливістю при визначенні структури симетро-компенсувального пристрою є визначення надлишкового елемента. Тобто тут відіграє роль той факт, що для усунення несиметрії та реактивної потужності в мережі, достатньо підключити п'ять реактивних елементів в симетро-компенсувальний пристрій, а не максимально можливу кількість шість.

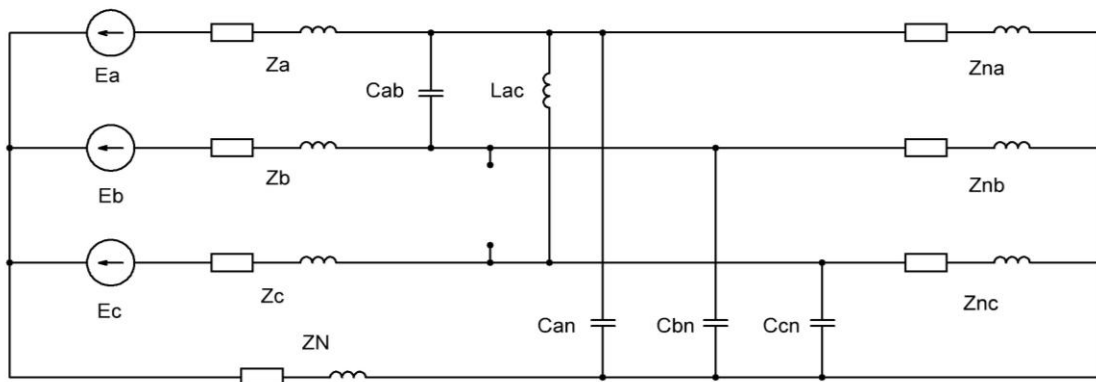


Рис. 1. Електрична схема чотирипровідної системи електропостачання із симетро-компенсувальним пристроєм

Аналітичним способом розрахувати параметри такого пристрою практично неможливо, бо тут мають бути застосовані диференціальні рівняння високого порядку. Розрахунок параметрів такої системи здійснюється чисельними методами, а визначення необхідних значень параметрів симетро-компенсувального пристрою здійснюється за допомогою пошукової оптимізації. Для цього використовувалося середовище MATLAB і її застосунок SimPowerSystem.

Визначення структури симетро-компенсувального пристрою із застосуванням чисельних методів і пошукової оптимізації представляє собою досить громіздкий процес, який складається з трьох етапів.

На першому етапі виконується розрахунок параметрів симетро-компенсувального пристрою, що складається з 12-ти шунтованих реактивних елементів – паралельно увімкнених котушки індуктивності і конденсатора (рис. 2). Такий штучний прийом використовується для подальшого визначення точної топології симетро-компенсувального пристрою, де кожний шунтований елемент буде замінено на конденсатор, чи на котушку індуктивності, чи взагалі буде виключений із схеми.

На цьому етапі пошукову оптимізацію параметрів реактивних елементів симетро-компенсувального пристрою виконує спеціально написана керуюча програма за допомогою файл-функції `fminsearch`, після чого ці параметри через робочий простір MATLAB передаються в модель як поточні значення шунтованих елементів. Також ця керуюча програма здійснює запуск моделі, в процесі роботи якої виконується розрахунок чисельними методами вихідних величин - напруг і струмів на стороні живлення мережі. З отриманих вихідних значень формується критерій оптимізації N_{ev} , який представляє собою корінь із суми квадратів нульової, прямої і зворотної послідовностей струмів, що передаються через віртуальні прилади аналізатори симетричних складових. Отримане значення критерію передається в керуючу програму, яка в залежності від значення критерію формує нові дані для моделі використовуючи методи оптимізації Нелдера-Міда. Послідовність процесів передачі параметрів в модель, запуск моделі, і передача отриманого значення цільової функції в керуючу програму триває до тих пір, поки критерій оптимізації не зводиться до мінімального значення, рівного фактично нулю. Слід зауважити, що при такому підході кількість ітерацій може досягати 6000.

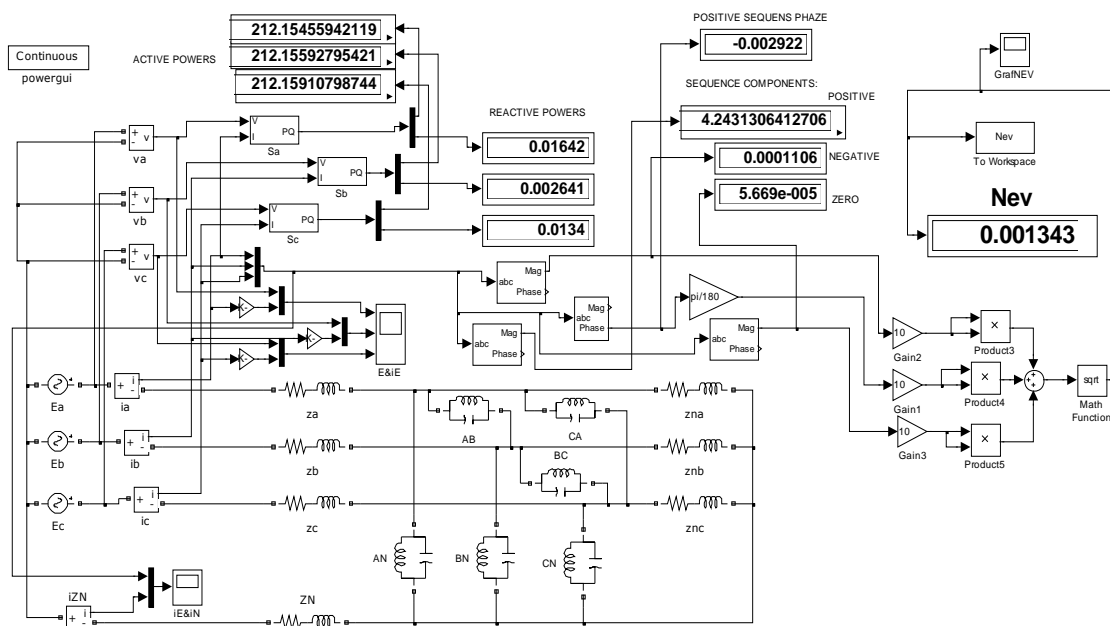


Рис. 2. Модель досліджуваної чотирипровідної системи електропостачання з симетро-компенсувальним пристроєм

Після цього, здійснюється другий етап - на основі отриманих значень виконується спеціальний перерахунок параметрів, результати якого визначають типи та розташування елементів, якими слід замінити відповідні шунтовані пари конденсаторів і котушок індуктивностей, а також визначення елемента, який можна виключити із загальної схеми симетро-компенсувального пристрою. На цьому етапі здійснюється заміна 12-елементного пристрою на 5-ти елементний пристрій.

На третьому завершальному етапі застосовується повторна оптимізація для визначення точних значень параметрів п'ятиелементного симетро-компенсувального пристрою (її робота аналогічна для моделі з 12 параметрами оптимізації).

Таким чином, визначення топології симетро-компенсувального пристрою аналізу вимагає вирішення комплексного завдання структурного і параметричного синтезу [1, 2] і представляє собою достатньо громіздкий процес, який потребує застосування числових методів у поєднанні з пошуковою оптимізацією. Перевагою описаного підходу є його висока точність розрахунків. Але ці розрахунки можна виключити, якщо перші два етапи вирішення задачі делегувати методам із застосуванням нейронних мереж, які б могли визначити топологію симетро-компенсувального пристрою. Тоді висока точність знадобиться лише на завершальному етапі, для розрахунків параметрів п'ятиелементного пристрою, структура якого вже буде визначена.

Мета роботи і постановка задачі

Метою статті є дослідження можливості застосування нейронної мережі для вирішення задачі структурного синтезу симетро-компенсувального пристрою несиметричної чотирипровідної системи електропостачання, а саме для визначення надлишкового елемента і подальшого визначення типів п'яти елементів.

Розробка нейронної мережі

При формуванні нейромережі для вирішення поставленої задачі постає питання визначення типу навчання мережі, її основних параметрів та формування множини кортежів даних, на основі яких можна проводити навчання нейромережі. Для проектування нейронної мережі був обраний пакет розширення системи MATLAB Neural Network Toolbox, який містить засоби, що забезпечують моделювання, розробку та глибоке навчання нейронних мереж.

Серед можливих методів машинного навчання, що пропонує пакет Neural Network Toolbox, було обрано Баєсівську регуляризацию. Перевагою такого метода є те, що Байєсівський підхід є вірним за будь-яких об'ємів вибірки, навіть якщо $t=0$. В такому разі апостеріорне розподілення співпадає з апіорним. Іншою перевагою цього підходу є регуляризація, завдяки обліку апіорних переваг ми перешкоджаємо зайвому налаштуванню наших параметрів в ході процедури машинного навчання, що дозволяє впоратися з ефектом перенавчання. Третя перевага – можливість побудови моделі з латентними змінними [4 – 11].

Навчання мережі було проведено на базі навчальної вибірки, що складалася із 300 кортежів вхідних та вихідних даних. Ці дані були отримані в ході проведення розрахунків із застосуванням пошукової оптимізації та чисельних методів. Кортеж вхідних даних представляє собою шість величин, що є значенням опорів і індуктивностей в навантаженні відповідно r_a , L_a , r_b , L_b , r_c , L_c . Опір r_N і індуктивність L_N нульового проводу вважаються сталими і тому до вхідних даних не були включені. Кортеж цільових значень складається із шести величин, які демонструють, чи є елемент надлишковим. Для визначення топології були прийняті такі позначення: якщо елемент надлишковий, то він приймає значення 2, якщо елемент слід включити в схему симетро-компенсувального пристрою, то 0. Значення 2 для визначення надлишкового елемента було обрано рівним 2, а не 1, тому, що в результаті досліджень продемонструвало більш високу точність результату.

В ході дослідження було встановлено, що для отримання адекватних значень архітектура

нейронної мережі може представляти собою двошарову нейронну мережу, що містить 25 прихованих нейронів (рис. 3). Перенавчання мережі в ході досліджень не потребувалося.

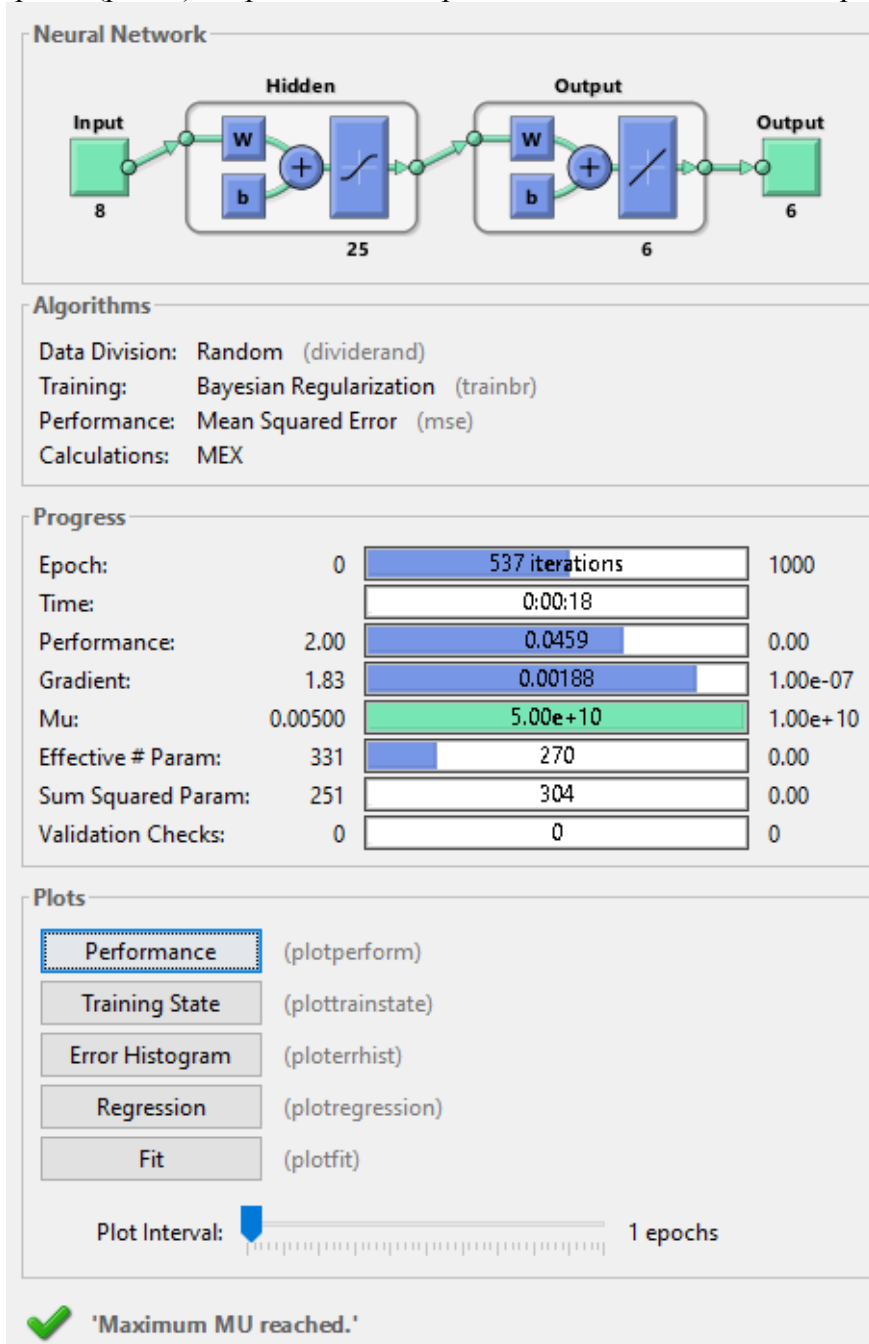


Рис. 3. Параметри розробленої нейронної мережі

Аналіз результатів тестування

Тестування роботи розробленої нейромережі було проведено на вхідних параметрах мережі, які не увійшли до набору даних, на яких проводилося навчання нейромережі, а саме для значення опору резистора в одній із фаз, що дорівнює 2. Для даних для навчання кортежів, що містять таке значення було проведено лише три експерименти. Це було спеціально зроблено, щоб перевірити ефективність нейронної мережі на даних, які майже не застосовувалися. Результати тестування були зведені у таблицю 1. Перша колонка містить кортежі вхідних даних, а саме значення опорів і індуктивностей навантаження R_a , L_a , R_b , L_b , R_c , L_c . Значення в колонках 2 - 4 відображають типи елементів підключених відповідно між АВ, ВС, АС, АН, ВН, СН. Друга колонка таблиці 1 містить перевіірочні точні дані, які були отримані в результаті оптимізації і перерахунків, які визначали чи є реактивний елемент надлишковим

(позначається значенням 2), чи є відповідний елемент котушкою індуктивності (значення 1), чи є елемент конденсатором (значення 0). Третя колонка відображає результат роботи мережі, яка визначає надлишковий елемент. Четверта визначає типи елементів, відповідно розташування котушок індуктивності і конденсаторів. Аналізуючи величини вхідних даних (колонка 1) і величини типів елементів, що були отримані в результаті оптимізації і перерахунку результатів, можна зазначити, що, зміна вхідних параметрів навіть на невелику величину, на виході формує значні зміни у топології симетро-компенсувального пристрою. Величини в третій і четвертій колонці, що розраховані нейронною мережею, представляються величинами, які не є точними значеннями. Висновок про тип елемента, в цих колонках можна зробити визначенням найбільшого серед отриманих величин значення. Саме цей елемент в колонці три буде надлишковим. В колонці чотири котушки індуктивності можуть бути одна, дві, або вони можуть бути взагалі відсутніми, в разі якщо симетро-компенсувальний пристрій має складатися лише з конденсаторів. Тому було прийнято припущення, що якщо значення не більше 0,6, то будемо вважати, що всі елементи симетро-компенсувального пристрою носять ємнісний характер, якщо є лише одне значення, яке суттєво більше за всі інші, то відповідний елемент носить індуктивний характер, а якщо таких значень декілька, то вони всі, чи якісь із них є котушками індуктивності.

В ході дослідження було проведено 10 тестувань. В таблиці 1 жирним виділені значення відповідних елементів, які визначені як надлишкові (третя колонка) та котушками індуктивностей (четверта колонка). В ході дослідження роботи розробленої нейромережі успішними можна вважати тести 1, 2, 3, 9, де точно визначено як надлишкові елементи, так і елементи, які носять індуктивний характер.

Результат 4 точно визначив надлишковий елемент, але найбільшими значеннями для четвертої колонки є 0.1498 – для елемента АС і 0.1484 – для ВN. Ці значення є близькими, і тому в цьому випадку можна визначити топологію послідовно задаючи відповідні типи елементів, а саме спочатку задати елемент між фазами АС як котушку індуктивності, а потім елемент ВN.

Результат 5 не є вірним, але тут нейромережа для визначення надлишкового елемента визначила положення котушки індуктивності, а нейромережа для визначення типів елементів визначила положення надлишкового елемента.

Результат 6 можна вважати частково успішним, адже в третій колонці величина 0.4082 є другою з найбільших, а в четвертій колонці немає величин, більших за 0.6, що свідчить про відсутність в схемі елементів, що носять індуктивний характер.

Результати 7, 8 для випадків, коли в симетро-компенсувальному пристрої мають бути лише конденсатори, не пройшли успішного тестування і не визначили належних елементів.

Результат 10 визначив успішно лише надлишковий елемент.

Взагалі роботу розробленої нейронної мережі можна вважати досить точною, адже тестування було проведено на результатах, значення, яких значно вирізняються від значень, що використовувалися при навчанні. Але мережа потребує додаткового вдосконалення для визначення топології симетро-компенсувального пристрою, що складається лише з елементів, що носять ємнісний характер.

Таблиця 1

Результати тестування розробленої нейромережі

Вхідні параметри мережі	Вхідні данні у відповідності Ra, La, Rb, Lb, Rc, Lc	Точна топологія	Матриця цілей	LC
1	2 0.01 3 0.06; 5; 0.04;	0	0.2254	0.0033
		0	0.4594	0.1363
		2	1.1670	0.3338
		0	-0.0346	-0.0209
		1	0.0685	0.9403
		0	0.5918	0.3432
2	2; 0.01; 4; 0.08; 6; 0.04	0	-0.0005	0.0787
		0	0.1759	0.1385
		0	1.0405	0.5446
		0	0.0953	-0.1725
		1	-0.1386	0.9789
		2	0.8224	0.2398
3	2; 0.03; 4; 0.08; 5; 0.04	0	.5545	0.0240
		2	1.3509	0.0427
		0	0.5264	0.1585
		0	-0.0480	0.1489
		1	-0.5854	0.7385
		0	0.2092	0.5268
4	2; 0.03; 4; 0.08; 5; 0.04;	0	0.5545	-0.0245
		2	1.3509	-0.0183
		0	0.5264	0.1498
		0	-0.0480	-0.1192
		1	-0.5854	0.1484
		0	0.2092	0.0206
5	2; 0.01; 4; 0.08; 5; 0.02;	0	0.2013	-0.2076
		1	1.8444	0.0714
		0	0.8701	0.2163
		0	-0.2336	0.2625
		2	-0.0268	0.9539
		0	-0.6723	0.4507
6	2; 0.03; 4; 0.08; 5; 0.06;	0	-0.2968	-0.1273
		0	-0.6382	0.5686
		0	-0.0098	0.5406
		0	-0.0151	0.2423
		2	0.4082	0.1665
		0	-0.1616	0.5076
7	2; 0.08; 4; 0.08; 5; 0.08	2	-0.4362	-0.0569
		0	-1.2107	0.4942
		0	-0.6049	0.1737
		0	-0.0186	0.5525
		0	-1.4723	0.2810
		0	-2.0765	0.4119
8	2; 0.01; 4; 0.01; 5; 0.01	0	0.4413	0.4950
		0	0.1409	0.9475
		0	0.6905	0.1470
		0	0.1175	-0.4155
		0	0.3159	0.5217
		2	0.2361	0.2187

Продовження таблиці 1				
9	2; 0,01; 4; 0,01; 5; 0,09;	2	1.1511	0.2072
		0	0.1385	0.3735
		1	0.0761	0.6192
		0	0.0423	0.1748
		0	0.1590	0.5641
		0	-0.5582	-0.0445
10	2; 0.02; 4; 0.01; 5; 0.09;	1	-0.0397	0.9291
		0	-1.0034	0.0816
		0	-0.1582	0.1274
		0	0.8518	-0.3440
		2	2.7859	1.0109
		1	-0.5461	0.3102

Висновки

Сформована методом Байєсівської регуляризації нейромережа надає можливість визначити досить точно топологію симетро-компенсувального пристрою, а саме розташування надлишкового елемента і типи п'яти реактивних елементів.

Розроблена нейромережа найбільш успішно визначає симетро-компенсувальний пристрій, який має містити одну котушку індуктивності і чотири конденсатори.

Розроблена нейромережа має недолік – вона не визначає вірно топологію для симетро-компенсувального пристрою, в якого всі елементи мають бути конденсаторами, що може стати предметом подальшого дослідження і вдосконалення машинного навчання нейромережі.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ягуп Е. В. Определение режима компенсации реактивной мощности в четырехпроводной трехфазной системе электроснабжения с помощью поисковой оптимизации. *Технічна електродинаміка*. 2016. № 1. С. 60 – 66.
2. Ягуп К. В., Ягуп В. Г. Моделирование та оптимізація режимів систем енергопостачання та електроспоживання. Навчальний посібник. Харків: ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2019. 183 с.
3. Ягуп К. В., Ягуп В. Г. Application of Bayesian regularization for improving the quality of electrical energy in the electrical supply system. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*. Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. Харків: НТУ «ХПІ». 2023. №2 (10). С. 15 – 20.
4. Hu W., Liu B., Gomes J. Strategies for Pretraining Graph Neural Networks. *ArXiv:1905.12265*. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/1905.12265>.
5. Dahl G., Jaitly N., Salakhutdinov R. Multi-task neural networks for QSAR predictions. *ArXiv:1406.1231*. 2014. URL: <https://arxiv.org/abs/1406.1231>.
6. Graves A., Wayne G., Danihelka I. Neural Turing machines. *ArXiv:1410.5401*. 2014. URL: <https://arxiv.org/abs/1410.5401>.
7. Haykin S. Neural networks. A comprehensive foundations. McMillan College Publ. Co. N. Y, 1994. 696 p.
8. Глибовець М. М., Олецький О. В. Штучний інтелект. Київ: Вид. дім «КМ Академія», 2002. 366 с.
9. Xianjun Ni. Research of Data Mining Based on Neural Networks. *World Academy of Science, Engineering and Technology*. 2008. Vol. 39. P. 381 – 384.
10. Explaining the success of adaboost and random forests as interpolating classifiers / A. J. Wyrner et al. *The Journal of Machine Learning Research*. 2017. № 18, Vol. 1. P. 1558 – 1590.
11. Opper M., Archambeau C. The variational gaussian approximation revisited. *Neural Computation*. 2009. Vol. 21 (3). P. 786 – 792.

Стаття надійшла до редакції 25.10.2024.

Стаття пройшла рецензування 30.10.2024.

Ягуп Катерина Валеріївна – д-р техн. наук, професор кафедри програмної інженерії та інтелектуальних технологій управління, e-mail: kata3140@gmail.com.

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут».

Ягун Валерій Григорович – д-р техн. наук, професор кафедри комп'ютерних систем.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет.

Юсіфов Рамал Гейбатович – аспірант кафедри програмної інженерії та інтелектуальних технологій управління.

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут».