

International Ukraine-Poland Seminar

Power quality in distribution networks with distributed generation

Kiev, July 4-5, 2019

DOI: 10.32073/iepl.2019.21

**ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ
ЗАДАЧІ ОПТИМІЗАЦІЇ РЕЖИМІВ РЕАКТИВНОЇ ПОТУЖНОСТІ**

Юрій Сасенко, Тетяна Бараненко, Вадим Любарцев

ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»

Abstract: A comparative analysis of methods for predicting reactive power modes has been performed in order to choose the power control algorithm of compensating devices. The efficiency of using neural networks for predicting reactive loads under the conditions of varying parameters of power supply systems has been substantiated. As a result of the computational experiment optimized reactive power levels were obtained at the nodes of the electrical network, which allowed on average a 10-fold reduction in the cost of transmission and compensation of reactive power, as well as additional losses of active power, which proves the effectiveness of the proposed optimization method.

1. ВСТУП

Висока вартість електроенергії, а також значна протяжність і розгалуженість електричних мереж вимагають розробки і впровадження сучасних методів, що дозволяють знизити споживання електроенергії, а також зменшити втрати в електричних мережах. Virішення цього завдання пов'язане, перш за все, з оптимізацією виробничого процесу: рознесення в часі навантажень найбільш потужних електроприймачів, обмеження їх холостої роботи, зниження споживання на власні потреби, використання обладнання з більш високим коефіцієнтом корисної дії, а також оптимізацією режиму реактивної потужності (РП). Сьогодні на багатьох підприємствах встановлені компенсуючі пристрої (КП), які використовуються з метою зниження коефіцієнта реактивної потужності в точці розділу балансової належності до економічного рівня, встановленого енергосистемою. Однак при цьому не враховується, що в складній мережі перетечі потужності при неоптимальному розміщенні КП і неправильному виборі їх потужності можуть досягати значних величин, що спричиняє збільшення втрат в мережі.

Одним з найбільш поширених методів, що дозволяє розрахувати втрати в електричній мережі є метод еквівалентних опорів. Відповідно до цього методу необхідно знайти еквівалентний опір деякого умовного нерозгалуженого кола, струм в

якому дорівнює струму на головній ділянці мережі, і втрати дорівнюють втратам в мережі. При цьому приймається припущення, що при зміні струму на головній ділянці величини струмів і на всіх інших ділянках мережі змінюються пропорційно. Однак варто зазначити, що даний метод оцінки втрат є дуже приблизним і не дозволяє з високою точністю визначити поточкорозподіл в електричній мережі сучасних промислових підприємств, особливо при наявності різкозмінних навантажень і різних факторів, що впливають на технологічний процес.

Особливе місце в даній проблемі займають питання прогнозування споживання РП. Вирішення питань мінімізації оплати за реактивну енергію, компенсації РП малоефективне без коректного прогнозування реактивних навантажень промислових підприємств. Ще більшої актуальності ця проблема набуває у зв'язку з ростом тарифів на електроенергію і з спільним завданням економії енергетичних ресурсів.

Також гостро стоїть проблема зниження втрат активної потужності, що виникають в елементах електричних мереж (кабельних і повітряних лініях, трансформаторах і т. ін.). Втрати активної потужності залежать як від величини активної потужності, що протікає по елементам електричної мережі, так і від протікання реактивної потужності. Тому важливим напрямком зниження втрат активної потужності і енергії є компенсація РП.

Якісне прогнозування дозволяє розробити алгоритми коригування потужності КП і, в ряді випадків, обійтися без досить дорогих швидкодіючих засобів їх регулювання, змінюючи потужність компенсації в ручному режимі.

2. ОПТИМІЗАЦІЯ РЕЖИМІВ РЕАКТИВНОЇ ПОТУЖНОСТІ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

На сьогодні одними з найбільш поширених методів прогнозу є прогнозування за середнім значенням за попередній інтервал часу, статистичні методи, також з'явилося відносно недавно прогнозування за допомогою нейронних мереж. Розглянемо питання ефективності та доцільності застосування кожного з методів при виборі алгоритму регулювання потужності КП.

Нейронна мережа – потужний метод імітації процесів і явищ, що дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності. Її головна особливість – це використання процесу навчання, при якому користувачем задаються вхідні дані, потім задаються значення мети і запускається процес навчання, який автоматично налаштовує параметри мережі. Теорія нейронних мереж виникла з досліджень штучного інтелекту, а саме спроб штучно відтворити нервову біологічну систему зі зв'язками між нейронами. Ці особливості і створили передумови для успішного застосування нейронних мереж для прогнозування. Нейронна мережа не передбачає майбутнього, вона на підставі вхідних параметрів оцінює стан прогнозованого значення на даний момент і максимально точно відтворює його поведінку в майбутньому.

Теоретичні аспекти створення та роботи нейронних мереж наведені, наприклад, в [1]. На рис. 1 представлений загальний вид штучного нейрона. Існує три різних функціональних операції, які відбуваються в цьому прикладі нейрона. По-перше, скалярний вхід p множиться на скалярну вагу w для відтворення добутку wp . По-друге, зважений вхід wp додається до скалярного зміщення b для формування введення n . Введення n передається через передавальну функцію f , яка виробляє скалярний вихід a . Назвами цих трьох процесів є: вагова функція, мережа вхідної функції і функції передачі [2].

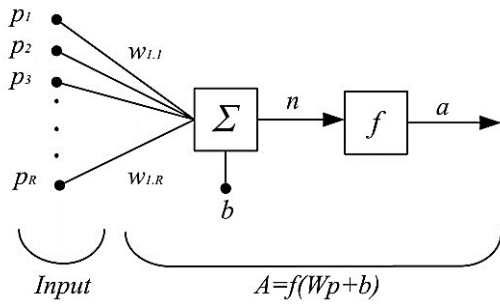


Рис. 1. Загальний вид штучного нейрона

нульовим математичним очікуванням, оцінка якої необхідна для визначення характеристик прогнозу з точки зору точності.

Екстраполяційні методи засновані на виділенні найкращого опису тренда і визначенні прогнозних значень шляхом його екстраполяції. Операцію екстраполяції можна записати у вигляді визначення значення функції [4]

$$y_{i+L} = f(y_i^*, L), \quad (1)$$

де y_{i+L} - екстрапольоване значення рівня; L - період попередження; y_i^* - рівень, прийнятий за базу екстраполяції.

Екстраполяція трендів динамічних рядів порівняно широко застосовується на практиці в силу її простоти, можливості здійснення на основі відносно невеликого обсягу інформації. Відсутність іншої інформації крім окремо розглянутого динамічного ряду часто виявляється вирішальним при виборі цього методу прогнозування.

Метод прогнозування за середнім відноситься до найпростіших методів. Його суть полягає в тому, що знаходиться середнє деякої кількості попередніх значень (в даному випадку вона дорівнює 24, тобто за попередню добу), а потім будується вектор прогнозних значень, причому на даному інтервалі всі вони рівні між собою, а графік даного прогнозу представляє пряму лінію. Даний метод прогнозування є найбільш застарілим на сьогодні, але завдяки його простоті він знайшов широке застосування в практиці експлуатації систем електропостачання ряду промислових підприємств.

На рис. 2 наведено похибки δ різних методів прогнозування реактивних навантажень, отримані на основі раніше проведених досліджень [5, 6], включаючи метод прогнозування, заснований на використанні нейронних мереж. Одним з найбільш точних і економічно ефективних методів прогнозування електричних навантажень є нейронні мережі, що наочно ілюструє рис. 2. Незважаючи на деякі недоліки (складність настройки, велика вибірка даних для тренування мережі) нейронні мережі мають незаперечну перевагу – при тренуванні вони «навчаються» відтворювати дуже складні залежності з урахуванням багатьох факторів, що в підсумку дає перевагу в порівнянні з традиційними методами прогнозування. Схема нейронної мережі зі зворотним розповсюдженням помилки зображена на рис. 3.

Оптимізація режиму РП в мережі, що моделюється здійснюється за допомогою прогнозування реактивних навантажень, потім здійснюється коригування потужності КП відповідно до цього прогнозу. Для прогнозування навантажень була розроблена нейронна мережа з зворотним розповсюдженням помилки. Нейронна мережа містить кількість нейронів, що дорівнює потроєної кількості входів, функція навчання реалізується за допомогою алгоритму Levenberg-Marquardt [7].

Метод прогнозування з використанням статистичних методів є одним з найбільш поширених і розроблених на сьогодні [3]. Одним з часто використовуваних методів статистичного прогнозування є екстраполяція даних. В її основу покладено припущення про те, що даний процес має дві складові – постійну (лінія тренда), яка є гладкою функцією від часу і випадкову некорельовану складову з

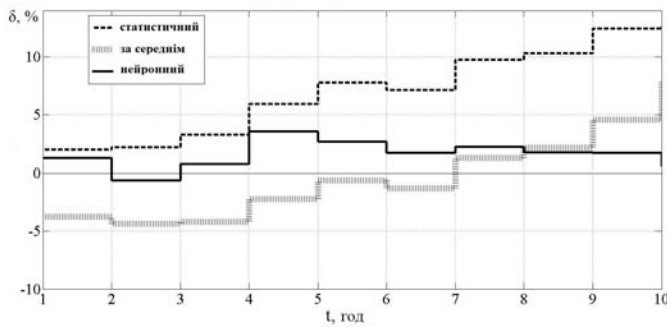


Рис. 2. Порівняння величин похибок методів прогнозування

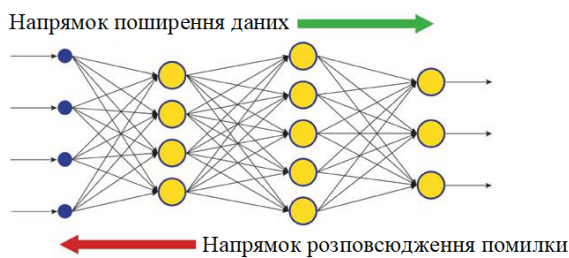


Рис. 3. Загальна схема нейронної мережі зі зворотним розповсюдженням помилки

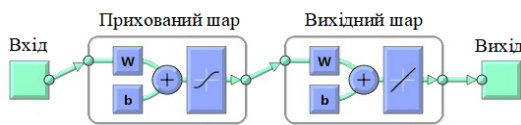


Рис. 4. Приклад структури нейронної мережі

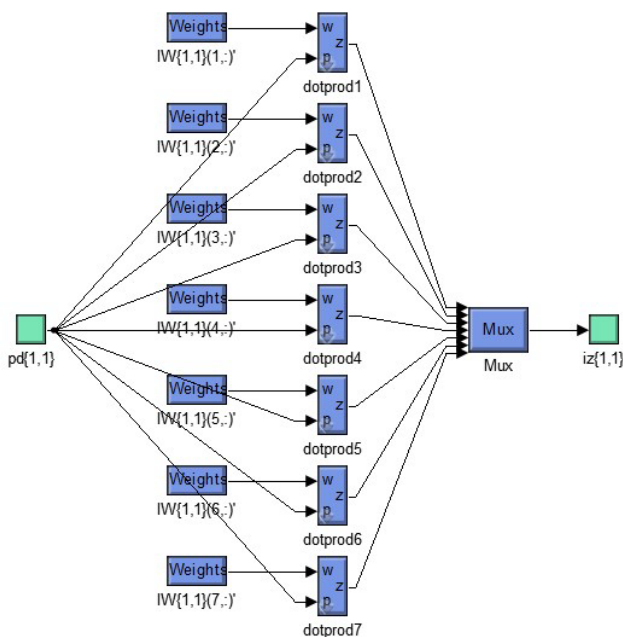


Рис. 5. Модель прихованого шару нейронної мережі

Приклад спрощеної схеми створеної мережі представлений на рис. 4, а її прихованого шару – на рис. 5.

Дана нейронна мережа ефективна тільки при достатньому обсязі вихідних даних. Часто навантаження кожного вузла кільцевої мережі, як правило, невідомі. Проектування, створення та налагодження мереж для передачі даних по величинах навантаження на кожному приєднанні кільцевої мережі в реальному масштабі часу вимагає додаткових фінансових витрат.

Порівняння змодельованого графіка реактивного навантаження і графіка прогнозу на його основі за допомогою нейронної мережі представлено на рис. 6.

Для досягнення мети зниження витрат, викликаних протіканням РП по мережі можна визначити оптимальну потужність КП в кожному вузлі, розглядаючи його окремо [8]. Установка КП в одному вузлі змінює показники ефективності установки КП в інших вузлах. Особливо це стосується складних мереж, де збільшення потужності КП в одній точці може привести до збільшення перетоків потужності по інших ділянках до такої величини, що збільшені втрати можуть звести до мінімуму економічний ефект від установки КП.

Розглянемо задачу оптимізації режимів РП з точки зору мінімуму витрат, пов'язаних з купуванням, передачею та компенсацією РП [9, 10]. Для вирішення таких завдань зазвичай використовуються градієнтні методи оптимізації, які реалізують ітераційні алгоритми поступового наближення до оптимального рішення.

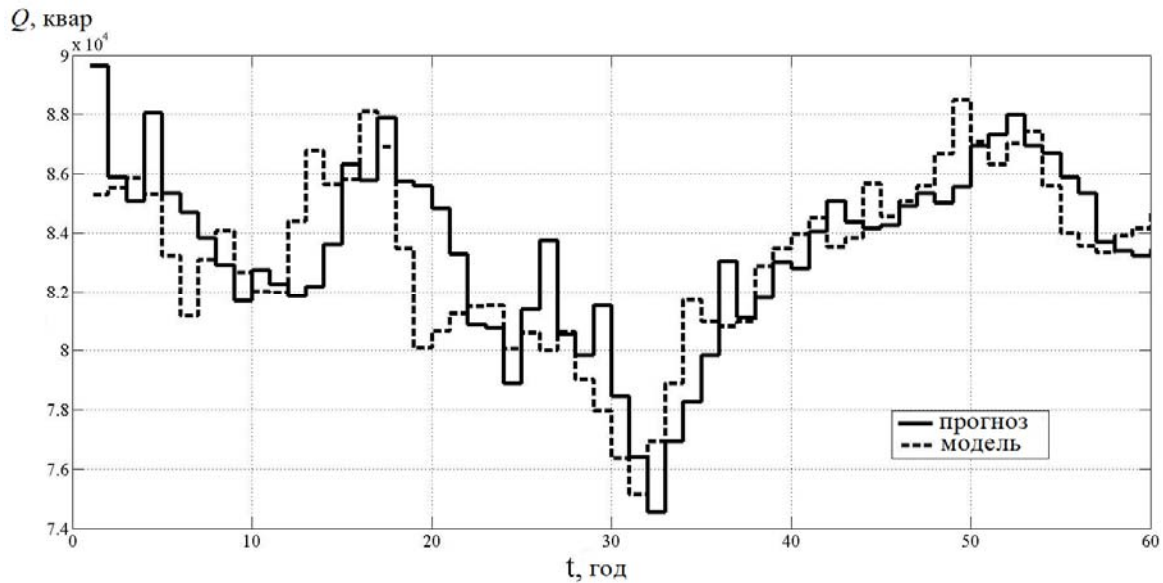


Рис. 6. Приклад змодельованого графіка реактивного навантаження і його прогнозу за допомогою нейронної мережі

Для визначення напрямку руху до мінімуму розраховують частинні похідні сумарних витрат (цільової функції) по потужності КП в кожному вузлі [11]. Фізично вони являють собою питомі парціальні зниження сумарних витрат, грн/квар в рік, при установці одиничної потужності КП в різних вузлах. Далі малу потужність КП (порцію КП) розподіляють між вузлами пропорційне значенням похідних. Очевидно, що при такому розподілі велика частина порції КП потрапить в вузли з великими значеннями похідних, так як зниження РП в цих вузлах найбільш сильно знижує сумарні витрати. При нових значеннях РП в вузлах знову визначають частинні похідні, які матимуть менші значення, ніж на попередньому кроці. Наступну порцію сумарної потужності КП розподіляють між вузлами пропорційне новим значенням похідних і т. д.

На кожному кроці оптимізації розраховують рівень РП мережі. У розрахунок залучаються також трансформатори зв'язку мереж різних класів напруги, вибір оптимальних коефіцієнтів трансформації, що дозволяє досягти допустимих рівнів напруг в вузлах.

В умовах змін реактивних навантажень вузлів через кілька ітерацій деякі похідні можуть стати негативними, що говорить про завищену потужність КП, визначеної для цих вузлів на попередніх ітераціях. При розподілі нової порції КП в ці вузли буде додаватися негативна порція потужності й потужність КП в них знизиться, а в вузлах з позитивними значеннями похідних продовжить збільшуватися. Розрахунок закінчується, коли похідні в вузлах з накопиченої потужністю КП стають близькими до нуля, що говорить про те, що подальше збільшення або зменшення потужності КП призведе тільки до збільшення сумарних витрат.

Витрати на передачу РП Z_Q при установці КП для кожної з ітерацій визначаються наступним виразом:

$$Z_Q = \frac{Q^2}{U^2} \cdot R \cdot C_0 + Z_{0КП} (Q_n - Q_k), \quad (2)$$

де Q - реактивна потужність у вузлі, квар; U - напруга, В; R - матриця вузлових активних опорів, Ом; C_0 - вартість втрат активної потужності, грн/кВт-год; $Z_{0КП}$ -

витрати на компенсацію, грн/квар; Q_n - початкове значення РП, квар; Q_k - значення РП після компенсації, квар.

Вектор частинних похідних має вигляд:

$$\sigma = \frac{2C_0}{U^2} \cdot R \cdot Q_t - 3_{0pKP}, \quad (3)$$

де Q_t - транспонована матриця величин реактивної потужності в вузлах; 3_{0pKP} - стовпцева матриця питомих річних витрат на КП.

Для побудови матриці вузлових реактивних потужностей необхідно знати значення реактивної потужності в вузлах мережі з певним інтервалом часу (наприклад, 1 година). При цьому рядки є номерами вузлів досліджуваної мережі, а стовпці – годинами. Таким чином, ми отримуємо єдиний масив даних для електричної мережі виду

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} & \dots & Q_{1n} \\ Q_{21} & Q_{22} & \dots & Q_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Q_{m1} & Q_{m2} & \dots & Q_{mn} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

Матриця вузлових опорів радіальної мережі визначається безпосередньо за схемою мережі. Кожен діагональний елемент матриці є сумою опорів ділянок від розглянутого вузла до центру живлення, а позадіагональний – сумою опорів ділянок, загальних для даної пари вузлів:

$$R = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \dots & R_{1n} \\ R_{21} & R_{22} & \dots & R_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_{n1} & R_{n2} & \dots & R_{nn} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

3. ПРИКЛАД РОЗРАХУНКУ ТА ВИСНОВКИ

Для аналізу і подальшої оптимізації режиму РП в якості прикладу розглянемо схему, представлену на рис. 7. Елементи матриці реактивних навантажень Q , вар, в вузлах, представлені в табл. 1. Рядки – це вузли мережі, стовпці – години (навантаження представлені з дискретністю 1 година). Отримані значення реактивних навантажень підставляють в формулу (2) і визначають похідні в новій точці. По мірі наближення похідних до нуля крок ітерації, звичайно, доводиться зменшувати, щоб не пропустити нульову точку. Як в будь-якому ітераційному процесі, чим більше робиться ітерацій, тим ближче до нульового значення можна привести похідні.

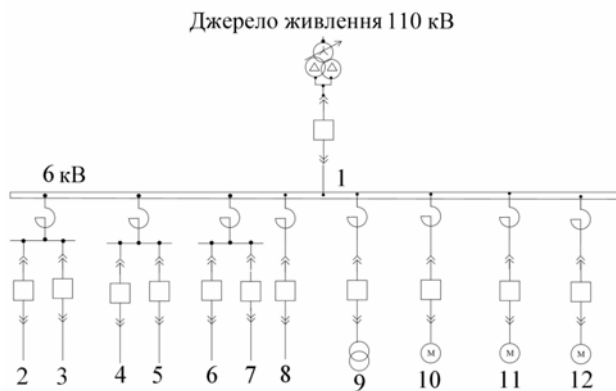


Рис.7. Спрощена схема мережі

Таблиця 1. Елементи матриці реактивних навантажень для досліджуваної схеми за 5 годин, вар

№ вузла	Години				
	1	2	3	4	5
1	2734,5	2739,5	2737,0	2732,2	2722,5
2	2541,9	2536,3	2548,5	2553,7	2548,0
3	1531,3	1538,8	1549,6	1559,1	1570,3
4	2486,2	2482,6	2486,5	2476,2	2479,4
5	2861,6	2861,8	2870,8	2891,5	2904,5
6	929,5	934,4	944,8	951,8	958,1
7	2287,6	2298,2	2313,0	2325,4	2342,9
8	2520,0	2541,3	2551,7	2568,3	2584,0
9	238,8	238,8	239,5	239,2	239,6
10	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
11	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Таблиця 2. Щомісячні витрати, пов'язані зі споживанням РП, отримані із застосуванням різних методів розрахунку

Щомісячні витрати, пов'язані зі споживанням РП, грн.		
Місяць	Застосування нейронної мережі з алгоритмом оптимізації	Традиційний метод розрахунку
1	2781	31698
2	2943	26190
3	2941	26730
4	2673	28593
5	2430	33777
6	2214	32130

нейронної мережі потрібна досить велика вибірка даних для установки вагових коефіцієнтів і зсувів між нейронами мережі. Ефективним є прогнозування з подальшою оптимізацією режимів РП за допомогою градієнтних методів послідовних наближень цільової функції до нульового значення. В результаті були отримані оптимізовані рівні РП в вузлах мережі, знижені витрати на оплату за РП, а також за її перетечі і викликані ними втрати активної потужності.

У зв'язку з тим, що в процесі послідовних наближень досягти точного приведення похідних до нуля неможливо (можна лише нескінченно наближатися до нього), встановлюється припустне відхилення похідних від нуля, при якому процес ітерацій зупиняється.

Значення загальних щомісячних витрат, пов'язаних зі споживанням РП, за 6 місяців з використанням представлених методів оптимізації режимів РП для модельованої мережі представлені в табл. 2.

Таким чином, прогнозування за допомогою нейронних мереж є одним з найбільш ефективних і прогресивних методів для прогнозування електричних навантажень на сьогодні. Це пов'язано зі здатністю мережі найбільш повним чином «розуміти» графік реактивного навантаження і намагатися відтворити його в майбутньому, що фактично є імітацією мозкової діяльності людини. Крім того, нейронна мережа має одну дуже важливу перевагу – можливість додавати параметри на вхід мережі, що при прогнозі дозволяє врахувати такі фактори як температура навколишнього середовища, пори року і т. ін. У кінцевому підсумку це дозволяє зменшити помилку прогнозування.

Слід зазначити, що нейронні мережі, незважаючи на свої переваги, мають істотний недолік – складний механізм створення і налаштування, так як потрібно спочатку створити програму для прогнозу нейронної мережі, а потім налагодити її роботу. Крім того, при використанні

4. ЛІТЕРАТУРА

1. Хайкин С.: Нейронные сети : полный курс. Издательский дом «Вильямс», Москва 2006
2. Baliyana A., Gauravb K., Kumar Mishra S.: A Review of Short Term Load Forecasting Using Artificial Neural Network Models. International Conference on Procedia Computer Science, Amsterdam: Elsevier, 2015, vol. 48, pp. 121–125
3. Турчин В.Н.: Теория вероятностей и математическая статистика: Основные понятия, примеры и задачи. Учебник для студентов высших учебных заведений. ИМА-ПРЕСС, Днепропетровск 2012
4. Четыркин Е.М.: Статистические методы прогнозирования. Статистика, Москва 1977
5. Саенко Ю.Л., Любарцев В.В.: Анализ методов прогнозирования реактивных нагрузок промышленных предприятий. Вісник Приазовського державного технічного університету. Серія: Технічні науки, 2015, вип. 30(2), сс. 129–137.
6. Саенко Ю.Л., Любарцев В.В.: Прогнозирование электрических нагрузок с помощью нейронных сетей. Електрифікація транспорту «ТРАНСЕЛЕКТРО – 2015»: Матеріали VIII Міжнародної науково-практичної конференції, Одеса, 29.09 – 2.10.2015 р., ДНУЗТ, Дніпропетровськ, 2015, сс. 80 – 81.
7. Kaytez F., Taplamacioglu M.C., Cam E., Hardalac F.: Forecasting electricity consumption: a comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2015, vol. 67, pp. 431–438.
8. Shahnia F., Arefi A., Ledwich G.: Electric Distribution Network Planning. Springer, Singapore, 2018
9. Sayenko Yu., Baranenko T., Kalyuzhniy D.: Compensation of reactive power in electrical supply systems of large industrial enterprises. Przegląd elektrotechniczny, 2015, No 11, pp. 77-80.
10. Sayenko Yu., Baranenko T., Pawelek R.: Kompensacja mocy biernej w sieciach elektrycznych ze zrodłami interharmonicznymi. evaluation. Przegląd elektrotechniczny, 2019, No 3, pp. 41-44.
11. Zhu J.: Optimization of Power System Operation. IEEE Press + Wiley, Hoboken, New Jersey 2015

Доктор технічних наук, професор Юрій Саенко
ДВНЗ "Приазовський державний технічний університет"
вул. Університетська, 7, м. Маріуполь, 87555, Україна
e-mail: yls62@i.ua

Кандидат технічних наук, доцент Тетяна Бараненко
ДВНЗ "Приазовський державний технічний університет"
вул. Університетська, 7, м. Маріуполь, 87555, Україна
e-mail: tbaranenko@gmail.com

Аспірант Вадим Любарцев
ДВНЗ "Приазовський державний технічний університет"
вул. Університетська, 7, м. Маріуполь, 87555, Україна
e-mail: lubartsevvadim@gmail.com