

ТЕХНОЛОГІЇ ТА ОБЛАДНАННЯ В ЕНЕРГЕТИЦІ ENERGY TECHNOLOGIES AND EQUIPMENT

УДК 621.31

О.С. Яндульський, д-р. техн. наук, проф., ORCID 0000-0002-0362-7947
О.І. Буханенко, аспірант, ORCID 0000-0003-0459-9308
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

МЕТОДИ ПОШУКУ АНОМАЛІЙ В ДАНИХ ВИМІРЮВАНЬ РЕЖИМНИХ ПАРАМЕТРІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ МЕРЕЖІ

В статті проведено аналіз проблем при зборі та обробці даних моніторингу режимних параметрів електричної мережі та розглянуто класифікацію аномалій, проблеми, особливості та методи їх пошуку в даних синхронізованих векторних вимірювань електроенергетичних систем.

Ключові слова: синхронізовані векторні вимірювання, аномалія, режими роботи електроенергетичних систем.

Вступ

На сучасному етапі розвитку електроенергетичних систем (ЕЕС) частка розподільних електричних мереж (РЕМ) із джерелами розосередженої генерації (ДРГ) з відновлюваними джерелами енергії (ВДЕ) постійно зростає. Це обумовлює ряд таких проблем, як необхідність накопичення енергії, зниження інерційності і стійкості ЕЕС в цілому.

Задача оцінки стану та моніторингу режимних параметрів мережі передачі і розподілу електроенергії в даний час набувають особливого значення, оскільки це є однією з умов функціонування інтелектуальних мереж, в той же час об'єм і якість інформації про об'єкт, яка передається на рівень управління ЕЕС обмежені. Також «точкові рішення» - встановлення пристроїв, які аналізують лише певну область чи фрагмент мережі, дають неповне уявлення про загальний стан системи і унеможливають повну оцінку поточного стану системи. Найвні підходи до вирішення питання моніторингу опираються на тому, що в розподільних електричних мережах (РЕМ) в більшості випадків не передбачається повний аналіз параметрів режиму та стану обладнання, і, зазвичай, ґрунтується тільки на деяких базових вимірюваннях.

Тому виникає необхідність подальшого розвитку і розробки методів та засобів комплексного моніторингу електричних мереж та оцінки їх стану та інтелектуального управління. Дані моніторингу (частота, напруги, струми, стан комутаційного обладнання та ін.) режиму роботи ЕЕС є ключовим джерелом інформації для оцінки її поточного стану, функціонування систем керування та релейного захисту силового обладнання, тому висувуються нові вимоги до побудови інформаційно-технологічних систем управління ЕЕС [1, 2].

Мета та завдання

Метою дослідження є аналіз стану та проблем розвитку систем збору і обробки даних режимних параметрів та вдосконалення методів виявлення аномалій в даних синхронізованих вимірювань режимних параметрів електричної мережі.

Аномалії при аналізі даних синхронізованих векторних вимірювань

Широке впровадження пристроїв синхронізованих векторних вимірювань (ПСВВ), інтелектуальних лічильників, аналізаторів якості електричної енергії різко збільшують обсяги даних, які обробляються для моніторингу і управління ЕЕС. Спостерігаються випадки, коли інформація неструктурована, не синхронізована в часі, розосереджується та зберігається на різних серверах і базах даних з різною архітектурою і протоколами для комунікації, що ускладнює її обробку і аналіз. Отримані дані містять інформацію про стан енергосистеми і динаміку зміни її режимних параметрів, загальносистемні чи локальні аварії, вихід обладнання з ладу. Їх недостовірність може вплинути на ефек –

тивність роботи систем керування [3]. Швидке виявлення збоїв в роботі систем та аномалій даних – один із важливих напрямків для підтримки безвідмовної роботи та ефективного керування ЕЕС.

Проблема пошуку і виявлення аномалій в даних синхронізованих вимірювань – важлива проблема, яка досліджувалась в різних галузях. Деякі методи виявлення аномалій спеціально розроблені для конкретних задач, в той час як інші мають загальний характер. Виявлення аномалій відноситься до проблеми пошуку закономірностей в даних, які не відповідають параметрам ЕЕС при нормальному режимі роботи і схожі на більшість із заданого об'єму, причому приклади таких аномалій або відсутні взагалі, або їх мало і невідомо, коли саме вони виникли, і в якій частині вибірки даних вимірювань вони знаходяться.

На даному етапі досліджень відсутня загальноприйнята класифікація аномалій в даних ПСВВ, але в більшості випадків найчастіше зустрічаються наступні [4]:

- Точкові аномалії – статичні викиди у вибірці даних, найпростіший і найпоширеніший вид аномалій (рис.1, а). У випадку послідовних даних, задача їх пошуку вирішується шляхом встановлення меж відхилення, і більше чи менше значення вказаного діапазону вважається аномальним;
- Контекстні – умовні аномалії, оскільки ознаки аномальності проявляються в рамках визначеного контексту. Мають місце при аналізі для сезонних даних - застосовується як порівняння вибірок даних за певні однотипні періоди вимірювань, чи системних повідомлень [5, 6] (рис.1, б);
- Колективні аномалії – сукупність даних, які взаємопов'язані, але є аномальними по відношенню до всього набору даних. У випадку колективної аномалії, інтелектуальний аналіз даних дозволяє виявити її, визначаючи сукупність величин чи послідовність їх зміни, і дані являються аномальними лише тоді, коли послідовність зв'язаних між собою параметрів є аномальними до загальної вибірки даних. В іншому разі їх можна вважати достовірними (рис.1, в);

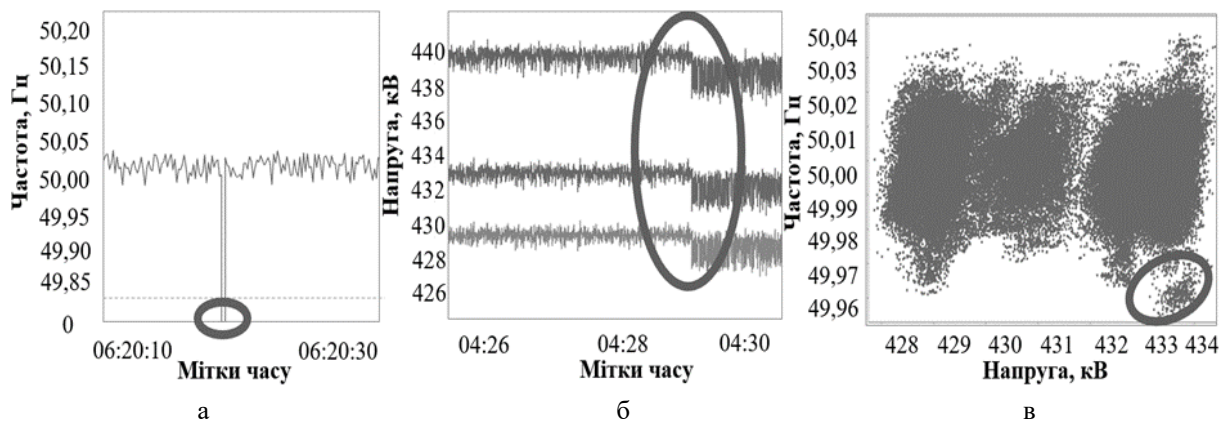


Рис. 1 – Приклади аномалій: а – точкова, б – контекста, в – колективна

Статистична оцінка даних дозволяє здійснювати прогнозування поведінки системи, опираючись на сукупність факторів, які призвели до виникнення аномалії. Тому однією із задач аналізу режимних параметрів є застосування і адаптація алгоритмів для виявлення аномалій в роботі ЕЕС (коливання частоти, потужності, струмів) і в інформаційній мережі.

Проведений аналіз показав, що в процесі виявлення можуть виникати певні проблеми, основними з яких є:

- Ті, що обумовлені результатом дій зловмисників – крадіжки електроенергії, хакерські атаки. Часто зловмисники пристосовуються таким чином, щоб аномалії здавалися нормальними в процесі їх аналізу.
- Також важливим є визначення нормальної області, що охоплює всі можливі варіанти нормальної поведінки, є ускладненим процесом, оскільки межі між нормальною і аномальною поведінкою досить часто не є точними, і спостереження поблизу граничних значень може бути нормальним і навпаки.
- Наявність шумів в даних, які схожі на аномалії.
- Оскільки поняття нормальної поведінки розвивається і змінюється, поточне поняття може бути недостатньо репрезентативним в майбутньому.

Виходячи з цього, виникає необхідність побудови надійної схеми перевірки правильності роботи алгоритму системи моніторингу, адже якщо «правильних відповідей» немає, то і зрозуміти, наскільки метод пошуку аномалій в даних правильно виконує своє завдання, складно. Для цього з'являється необхідність незалежної оцінки про можливі аномалії, які очікуються у вибірці даних, що дозволить

порівнювати отримані значення вимірювань, і тим самим здійснювати відповідне налаштування роботи алгоритмів пошуку аномалій.

Методи дослідження і виявлення аномалій даних

Особливістю методів аналізу даних є здатність оброблювати великі об'єми даних в реальному часі та можливість вирішувати задачі класифікації, кластеризації і прогнозування аномалій.

В інформаційній системі ЕЕС постійно присутня певна кількість повідомлень, таких як положення пристроїв регулювання під навантаженням (РПН) та перемикачів без збудження (ПБЗ) трансформаторів, положення вимикачів, роз'єднувачів, заземлювачів, короткозамикачів, пристроїв вимірювання та інші. Ці повідомлення обов'язково корелюють між собою, оскільки знаходяться у цілісній підсистемі. Тому, якщо застосувати методи машинного навчання [8] до даних режимів роботи, а також повідомлення, що відповідають правильному спрацюванню пристроїв релейного захисту та автоматики, можна отримати модель, яка буде містити взаємозв'язки різних елементів технологічного процесу. Це дозволить визначити зміни і порушення, що виникатимуть в інформаційних мережах (ІМ). Після процесу «навчання» ІМ зможе передбачати значення всіх сигналів в реальному часі, і тоді стане можливим порівняти їх з реальними. Якщо значення значно відрізняються, можна вважати, що в системі присутня аномалія. Аналогічно для аналізу накопичених даних, є доцільним використання повідомлень з реєстраторів аварійних подій для співставлення виявлених аномалій із реальними.

Проведений аналіз показав, що можна виділити наступні підходи до виявлення аномалій в наборах даних:

- Кластеризація даних – процес об'єднання схожих за поведінкою значень в однорідні групи на основі заданих характеристик, в результаті чого схожі об'єкти знаходяться в загальній групі, а різні зосереджені в інших. Це дозволить виявити області, які значно відрізняються від більшості [9];
- Статичні тести – визначення різниці між двома розподілами значень і порівняння із заданими пороговими межами [10];
- Пошук аномалій на основі відхилень значень вибірки даних з використанням прогнозування часового ряду значень. Даний метод підходить для виявлення аномалій в даних з нормальним розподілом [11];
- На основі дистанцій – з використанням функції відстані між рядами значень. Область значень, що перевіряється в певному діапазоні порівнюють з еталонним набором [12];
- Оцінка густини значень – виявлення областей, які значно віддалені від допустимого порогу відхилень [13];
- Методи на основі класифікації – дають оцінку значень набору даних з допомогою різних алгоритмів класифікації [14];
- Пошук аномалій в часових рядах з використанням автокодувальників на основі машинного навчання. Даний підхід дозволяє відновлювати вихідні дані, що в свою чергу дає змогу аналізувати вихідний набір і прогнозований [15].

За останні декілька років було запропоновано методи аналізу даних ПСВВ, які в тій чи іншій мірі покривають потреби комплексного виявлення аномалій в роботі ЕЕС.

У [16] представлено програмний додаток для моніторингу на основі ПСВВ, який розроблено для виявлення субсинхронних коливань в ЕЕС з високою концентрацією вітрових електростанцій (ВЕС). Програмний додаток, представлений у роботі, виявляє частоту і ступінь важкості виявленого коливання. З метою підвищення точності інструменту та його потенціалу, використовувани субсинхронні режими коливань було класифіковані за діапазоном частот.

В [17] розроблені нові ефективні алгоритми для виявлення аномалій та подій, класифікації та локалізації з використанням даних ПСВВ та використання набору математичних та статистичних методів, що включають оцінку максимальної правдоподібності [18], зміну кластеру на основі алгоритму густини просторової кластеризації з присутністю шумів [19]. Результати моделювання доводять ефективність алгоритму для виявлення, класифікації та локалізації подій. Даний інструментарій показує, що це ефективне вдосконалення ПСВВ для моніторингу ЕЕС в реальному часі. Для подальшого розвитку підходу необхідно включати детектори виявлення аномалій на основі машинного навчання та аналізу для швидшого отримання результатів в режимі реального часу.

За допомогою вимірювання ПСВВ з високою частотою в [20] розроблено метод для виявлення подій в ЕЕС у визначеній деталізації. Проблема подання інформації вихідних даних була вирішена за допомогою процедури об'єднання та вибору. Залежно від наявності експертних знань, алгоритм аналізу головних компонентів [21] прийнятий для логічного прийняття рішень, і новий метод навчання – метод опорних векторів, розроблений, щоб також розрізняти типи подій, включаючи інформацію як від частково маркованих, так і від немаркованих даних.

У [22] розроблено новий метод, який може динамічно отримувати інформацію адресатів інформаційних повідомлень, та використовувати її для виявлення аномалій. Експериментально було доведено ефективність методу, а також виконано порівняння різних підходів. Основними перевагами запропонованого методу виявлення контекстних аномалій є те, що вони є детермінованими та чутливими до розташування (контексту). Також алгоритм може видалити всі помилкові спрацьовування та не вимагають навчання.

У [23] описано ієрархічну "архітектуру виявлення аномалій", яка об'єднує синхронні дані ПСВВ для досягнення високої точності у виявленні наслідків аварійних режимів. Сформульовано набір правил для обробки даних РМУ на місцевому та центральному рівні нашої ієрархічної архітектури.

В результаті досліджень [24] запропоновано концепцію системи моніторингу несинусоїдальних режимів ЕЕС на основі вимірів параметрів мережі, яка дозволяє зменшити необхідність застосування дорогих пристроїв контролю несинусоїдальних режимів. Також розроблено принципи побудови інтелектуальної системи контролю несинусоїдальних режимів і методи її налаштування для ЕЕС із змінними нелінійними навантаженнями.

Важливим також є виявлення аномалій, які можуть виникнути внаслідок хакерських атак з використанням хибних даних. Безпека в системах керування і моніторингу відіграє важливу роль для підтримки стабільної і надійної роботи ЕЕС.

Таким чином, ідентифікація потоків фальсифікованих даних перед кожним циклом оцінки стану ЕЕС є пріоритетною задачею. Сфальсифіковані потоки даних можуть викликати хибні перенавантаження чи відключення споживачів. Тому в роботі [25] запропоновано метод аналізу даних ПСВВ з використанням фільтру даних моніторингу на основі нейронної мережі. Даний програмний фільтр може працювати як додатковий рівень безпеки для фільтрації хибних даних перед виконанням оцінки стану ЕЕС.

Висновки

В роботі проаналізовано аномалії в даних синхронізованих векторних вимірювань, а також розглянуто існуючі методи для їх пошуку та виявлення.

Застосування інтелектуальних методів аналізу даних і виявлення аномальних режимів роботи може значно підвищити надійність функціонування ЕЕС, зводячи ризики прийняття хибних рішень системами керування до мінімуму, забезпечить можливість точного прогнозування режимів роботи. Кожен з розглянутих методів дозволяє вирішити конкретну задачу і має перспективи для подальших досліджень в майбутньому.

Запропоновано комплексне використання методів аналізу даних ПСВВ, що дозволить отримати повну інформацію про стан ЕЕС, та в свою чергу надасть можливість виявляти і досліджувати нові властивості аномалій.

Список використаної літератури

1. Технічні вимоги до побудови інформаційно-технологічних систем диспетчерського управління ОЕС України. Електронне джерело. Режим доступу: <https://ua.energy/wp-content/uploads/2019/05/proekt-Tehnichnyh-vymog.pdf>
2. Укренерго розпочало впровадження системи WAMS для вдосконалення диспетчерського управління енергосистемою. Електронне джерело. Режим доступу: <https://ua.energy/zagalni-novyny/ukrenergo-rozpochalo-vprovadzhennya-systemy-wams-dlya-vdoskonalennya-dyspetcherskogo-upravlinnya-energosystemoyu/>
3. Machine Learning for Synchrophasor Analysis. Final Project Report September 2020 // Huiying Ren Zhangshuan Hou Heng Wang Pavel Etingov
4. Varun Chandola, Arindam Banerjee, and Vipin Kumar. 2009. Anomaly detection: A survey. ACM Comput. Surv. 41, 3, Article 15 (July 2009), 58 pages.
5. Evan Miller. 2007. Aberrant Behavior Detection in Time Series for Monitoring Business-Critical Metrics
6. Gupta M., Sharma A.B., Chen H., Jiang G. 2013 Context-Aware Time Series Anomaly Detection for Complex Systems. Proceedings of the SDM Workshop.
7. Якість електричної енергії. Електронне джерело. Режим доступу: <https://www.nerc.gov.ua/?id=19529>
8. Malhotra, P. et al. "Long Short Term Memory Networks for Anomaly Detection in Time Series." ESANN (2015).

9. Data clustering algorithms. Електронне джерело. Режим доступу: <https://sites.google.com/site/dataclusteringalgorithms/>
10. Toledano M. et al. Real-time anomaly detection system for time series at scale //KDD 2017 Workshop on Anomaly Detection in Finance. – 2018. – С. 56-65.
11. Detecting Anomalies with Functions and Statistical Functions. Електронне джерело. Режим доступу: https://docs.wavefront.com/query_language_statistical_functions_anomalies.html
12. Dynamic Time Warping with Time Series. Електронне джерело. Режим доступу: https://medium.com/@shachiakyaagba_41915/dynamic-time-warping-with-time-series-1f5c05fb8950
13. Оценивание плотности распределения. Електронне джерело. Режим доступу: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Оценивание_плотности_распределения
14. Paul Mather, Brandt Tso CRC Press - Classification Methods for Remotely Sensed Data // 2016 p. – 376p.
15. Deep learning. Stacked Autoencoders. Методы обучения нейронных сетей с большим количеством скрытых слоёв. Електронне джерело. Режим доступу: <http://mechanoid.su/neural-net-mlp-deep.html>
16. L. Vanfretti, M. Baudette, J. L. Domínguez-García, A. White, M. S. Almas and J. O. Gjerdeóy, "A PMU-based fast real-time sub-synchronous oscillation detection application," 2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), Rome, 2015, pp. 1892-1897, doi: 10.1109/EEEIC.2015.7165461.
17. S. Pandey, A. K. Srivastava and B. G. Amidan, "A Real Time Event Detection, Classification and Localization Using Synchrophasor Data," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 35, no. 6, pp. 4421-4431, Nov. 2020, doi: 10.1109/TPWRS.2020.2986019.
18. Никулин М. С. Отношения правдоподобия критерий // Математическая энциклопедия / Виноградов И. М. (гл. ред.). — М.: Советская энциклопедия, 1984. — Т. 4. — С. 151. — 1216 с
19. DBSCAN - Електронне джерело. Режим доступу: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.DBSCAN.html>
20. Y. Zhou, R. Arghandeh, I. Konstantakopoulos, S. Abdullah, A. von Meier and C. J. Spanos, "Abnormal event detection with high resolution micro-PMU data," 2016 Power Systems Computation Conference (PSCC), Genoa, 2016, pp. 1-7, doi: 10.1109/PSCC.2016.7540980.
21. A kernel Principal Component Analysis (kPCA) digest with a new backward mapping (pre-image reconstruction) strategy. - Електронне джерело. Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2001.01958>
22. H. H. Feng, O. M. Kolesnikov, P. Fogla, W. Lee and Weibo Gong, "Anomaly detection using call stack information," 2003 Symposium on Security and Privacy, 2003., Berkeley, CA, USA, 2003, pp. 62-75, doi: 10.1109/SECPRI.2003.1199328.
23. M. Jamei et al., "Anomaly Detection Using Optimally Placed mPMU Sensors in Distribution Grids," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 33, no. 4, pp. 3611-3623, July 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2764882.
24. Ю. Е. Варецкий, д. т. н., проф.; Т. И. Наконечный; Н. Д. Федонюк; В. А. Комар, к. т. н. - Архитектура интеллектуальной системы мониторинга несинусоидальных режимов электрической сети // Наукові праці ВНТУ, 2010, № 1
25. Sagnik Basumallik, Rui Ma, Sara Eftekharnejad - Packet-data anomaly detection in PMU-based state estimator using convolutional neural network, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 107, 2019, Pages 690-702.

O. Yandulskiy, Dr. Eng. Sc., Prof., **ORCID 0000-0002-0362-7947**

O. Bukhanenko, Ph.D. student, **ORCID 0000-0003-0459-9308**

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

METHODS OF SEARCHING FOR ANOMALIES IN THE DATA PROVIDED BY MODE PARAMETERS MEASUREMENTS OF THE ELECTRIC NETWORK

The materials of the article are an overview of the problems of development of electric power systems in the context of data collection and processing of mode parameters and analytical review of methods of search and detection of anomalies in data of synchronized vector measurements of mode parameters of electric network. The

classification of anomalies, problems that arise during their search, classification of methods of search and detection of anomalies, as well as modern methods of finding anomalies in the data of synchronized vector measurements of power systems are considered.

Keywords: *synchronized vector measurements, anomaly, modes of operation of electric power systems.*

REFERENCES

1. Technical requirements for the construction of information technology systems of dispatch management of the UES of Ukraine. Electronic source. Access mode: <https://ua.energy/wp-content/uploads/2019/05/proekt-Tehnichnyh-vymog.pdf>
2. Ukrenergo has started the implementation of the WAMS system to improve the dispatch management of the power system. Electronic source. Access mode: <https://ua.energy/zagalni-novyny/ukrenergo-rozpochalo-vprovadzheniya-systemy-wams-dlya-vdoskonalennya-dyspetcherskogo-upravlinnya-energosystemoyu/>
3. Machine Learning for Synchrophasor Analysis. Final Project Report September 2020 // Huiying Ren Zhangshuan Hou Heng Wang Pavel Etingov
4. Varun Chandola, Arindam Banerjee, and Vipin Kumar. 2009. Anomaly detection: A survey. *ACM Comput. Surv.* 41, 3, Article 15 (July 2009), 58 pages.
5. Evan Miller. 2007. Aberrant Behavior Detection in Time Series for Monitoring Business-Critical Metrics
6. Gupta M., Sharma A.B., Chen H., Jiang G. 2013 Context-Aware Time Series Anomaly Detection for Complex Systems. *Proceedings of the SDM Workshop.*
7. The quality of electricity. Electronic source. Access mode: <https://www.nerc.gov.ua/?id=19529>
8. Malhotra, P. et al. "Long Short Term Memory Networks for Anomaly Detection in Time Series." *ESANN* (2015).
9. Data clustering algorithms. Electronic source. Access mode: <https://sites.google.com/site/dataclusteringalgorithms/>
10. Toledano M. et al. Real-time anomaly detection system for time series at scale // *KDD 2017 Workshop on Anomaly Detection in Finance.* – 2018. – C. 56-65.
11. Detecting Anomalies with Functions and Statistical Functions. Electronic source. Access mode: https://docs.wavefront.com/query_language_statistical_functions_anomalies.html
12. Dynamic Time Warping with Time Series. Electronic source. Access mode: https://medium.com/@shachiakyaagba_41915/dynamic-time-warping-with-time-series-1f5c05fb8950
13. Estimation of the distribution density. Electronic source. Access mode: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Оценивание_плотности_распределения
14. Paul Mather, Brandt Tso CRC Press - *Classification Methods for Remotely Sensed Data* // 2016 p. – 376p.
15. Deep learning. Stacked Autoencoders. Methods for training neural networks with a large number of hidden layers. Electronic source. Access mode: <http://mechanoid.su/neural-net-mlp-deep.html>
16. L. Vanfretti, M. Baudette, J. L. Domínguez-García, A. White, M. S. Almas and J. O. Gjerdeóy, "A PMU-based fast real-time sub-synchronous oscillation detection application," 2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), Rome, 2015, pp. 1892-1897, doi: 10.1109/EEEIC.2015.7165461.
17. S. Pandey, A. K. Srivastava and B. G. Amidan, "A Real Time Event Detection, Classification and Localization Using Synchrophasor Data," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, no. 6, pp. 4421-4431, Nov. 2020, doi: 10.1109/TPWRS.2020.2986019.
18. Nikulin M. Likelihood ratios criterion // *Mathematical encyclopedia / I. Vinogradov - Moscow: Soviet encyclopedia, 1984. T. 4., 1216 p.*
19. DBSCAN - Electronic source. Access mode: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.DBSCAN.html>
20. Y. Zhou, R. Arghandeh, I. Konstantakopoulos, S. Abdullah, A. von Meier and C. J. Spanos, "Abnormal event detection with high resolution micro-PMU data," 2016 Power Systems Computation Conference (PSCC), Genoa, 2016, pp. 1-7, doi: 10.1109/PSCC.2016.7540980.
21. A kernel Principal Component Analysis (kPCA) digest with a new backward mapping (pre-image reconstruction) strategy. Electronic source. Access mode: <https://arxiv.org/abs/2001.01958>

22. H. H. Feng, O. M. Kolesnikov, P. Fogla, W. Lee and Weibo Gong, "Anomaly detection using call stack information," 2003 Symposium on Security and Privacy, 2003., Berkeley, CA, USA, 2003, pp. 62-75, doi: 10.1109/SECPRI.2003.1199328.

23. M. Jamei et al., "Anomaly Detection Using Optimally Placed mPMU Sensors in Distribution Grids," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 33, no. 4, pp. 3611-3623, July 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2764882.

24. Y. Varetsky, Doctor of Technical Sciences, Prof., T. Nakonechny, N. Fedonyuk, V. Komar, Candidate of Technical Sciences - Architecture of an intelligent monitoring system for non-sinusoidal modes of an electrical network // Naukovi pratsi VNTU, 2010, No. 1

25. Sagnik Basumallik, Rui Ma, Sara Eftekharijad - Packet-data anomaly detection in PMU-based state estimator using convolutional neural network, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 107, 2019, Pages 690-702

Надійшла 07.03.2021
Received 07.03.2021