

УДК 65.011.56

doi:10.18720/SPBPU/2/id24-556

Виноградчий Кирилл Андреевич¹,

студент;

Диб Али²,

студент;

Кожубаев Юрий Нургалиевич³,

доцент, канд. техн. наук, доцент;

Хохловский Владимир Николаевич⁴,

доцент, канд. техн. наук, доцент

ДИАГНОСТИРОВАНИЕ АСИНХРОННОГО ДВИГАТЕЛЯ С ПОМОЩЬЮ ДЕРЕВЬЕВ РЕШЕНИЙ ПО ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ

^{1,2,3,4} Россия, Санкт-Петербург,

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,

¹ vinogradchij.ka@edu.spbstu.ru, ² dib.a@edu.spbstu.ru,

³ kozhubaev_yn@spbstu.ru, ⁴ hohlovskij_vn@spbstu.ru

Аннотация. Работа посвящена разработке и проверке алгоритма для диагностирования асинхронного двигателя на основе деревьев решений, используется имитационная модель в программной среде Matlab/Simulink. Предложен алгоритм для диагностирования двух неисправностей асинхронного двигателя: короткого замыкания обмоток статора и повреждения беличьей клетки. С помощью имитационной модели сформированы наборы данных и проведена экспериментальная оценка точности двух методов диагностирования – с помощью одного дерева решений и с помощью «случайного леса». Указаны преимущества и недостатки этих подходов. Приведены результаты тестирования:

диагностирование с использованием одного дерева решений дает точность до 90 %, диагностирование на основе случайного леса обеспечивает точность до 98 %.

Ключевые слова: имитационная модель асинхронного двигателя (АД), диагностирование неисправностей АД, дерева решений, случайный лес.

Kirill A. Vinogradchij¹,

Student;

Ali Deeb²,

Student;

Yurij N. Kozhubaev³,

Associate Professor, Candidate of Technical Sciences;

Vladimir N. Khokhlovskiy⁴,

Associate Professor, Candidate of Technical Sciences

DIAGNOSIS OF AN ASYNCHRONOUS MOTOR USING DECISION TREES BASED ON SIMULATION

^{1,2,3,4} Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia,

¹ vinogradchij.ka@edu.spbstu.ru, ² dib.a@edu.spbstu.ru,

³ kozhubaev_yn@spbstu.ru, ⁴ hohlovskij_vn@spbstu.ru

Abstract. The work considers design and tests of a proposed algorithm for diagnosis of an asynchronous motor based on decision trees. A simulation in Matlab/Simulink tool is used to form datasets. The algorithm for diagnosis of two types of faults is examined: short circuit of stator winding and damage of squirrel cage. The evaluation of accuracy for two methods (a single decision tree and random forest) is made. The advantages and disadvantages for the methods are analyzed. The tests show that the diagnosis using single decision tree method provides the accuracy up to 90 %, whereas the diagnosis using random forest method provides the accuracy up to 98 %.

Keywords: simulation of asynchronous motor, diagnosis of faults for asynchronous motor, decision trees, random forest.

Введение

Асинхронные двигатели подвержены различным видам неисправностей, которые могут возникнуть из-за механического износа, проблем с электропитанием или внешних факторов [1]. Своевременная диагностика и выявление таких неисправностей позволяют предотвратить серьезные аварии, сократить затраты на ремонт и обслуживание, а также увеличить срок службы оборудования. Таким образом, разработка моделей и программ для анализа неисправностей асинхронного двигателя является актуальной задачей, направленной на повышение эффективности и безопасности промышленного производства, снижение эксплуатационных расходов и повышение производительности.

Цель данной работы состоит в разработке моделей и алгоритмов на базе машинного обучения для диагностирования двух типов неисправностей асинхронного двигателя.

1. Постановка задачи

Существует несколько методов диагностики асинхронных двигателей, которые можно разделить на электрические, механические и тепловые методы [2–4]. Разработка алгоритмов диагностики на базе машинного обучения [5] требует использования набора данных, содержащих информацию о работе асинхронного двигателя при различных типах неисправностей.

Для моделирования были выбраны две ошибки:

- короткое замыкание в обмотках статора;
- повреждение беличьей клетки ротора.

Короткое замыкание обмоток статора является распространенной проблемой в асинхронных двигателях [6] и может привести к серьезным последствиям, таким как снижение эффективности, увеличение эксплуатационных затрат и потенциальная катастрофическая поломка. Межвитковые короткие замыкания составляют примерно 78 % неисправностей асинхронных двигателей. Короткое замыкание может возникать из-за деградации изоляции как результат тепловых, электрических, механических и усталостных нагрузок, ошибок в подключении обмоток двигателя, дефектов производства.

Повреждение ротора асинхронного двигателя приводит к неравномерному крутящему моменту, увеличению вибрации и снижению производительности двигателя [7–9]. Согласно исследованиям, около 10 % неисправностей трехфазных асинхронных двигателей с беличьей клеткой связано с поломкой стержней ротора. Проблемы могут возникать из-за механических повреждений беличьей клетки как результата вибраций, старения, перегрева, дефектов производства.

В работе при моделировании ошибок использовалась готовая модель асинхронного двигателя в среде Mathlab/Simulink [10]. Данная модель позволяет имитировать работу асинхронного двигателя при различных нагрузочных моментах и получать определенные характеристики двигателя. В схему были добавлены генераторы шума для более правдоподобной имитации работы двигателя.

При возникновении указанных неисправностей в токах статора возникают гармонические составляющие токов, параметры которых зависят от характера поломки. Моделирование ошибок производилось путём внесения в выходной сигнал токов статора дополнительных гармоник. Графики токов статора в нормальном состоянии и с ошибками представлены на рис. 1.

На самом верхнем графике показан ток статора при нормальной работе двигателя. График в средней части показывает ток статора при повреждении беличьей клетки. На нижнем графике изображён ток статора при коротком замыкании обмотки статора.

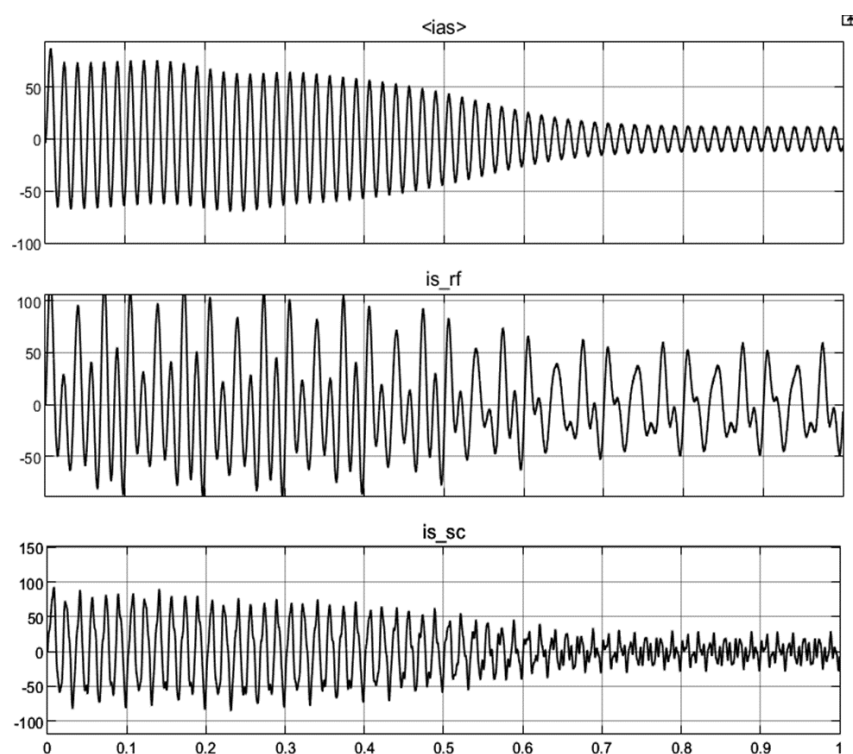


Рис. 1. Токи статора

2. Деревья решений

Диагностика асинхронного двигателя по сути является задачей классификации, а именно, такой задачей машинного обучения, при которой модель обучается на размеченных данных для того, чтобы предсказывать категорию или класс нового, неизвестного объекта. Цель классификации – определить, к какому из заранее определенных классов относится данный объект на основе его характеристик [11, 12].

Для обучения модели был выбран алгоритм дерева решений. Дерево решений – это один из алгоритмов машинного обучения, который используется для задач классификации и регрессии. Этот алгоритм строит модель в виде дерева, где каждый узел представляет собой проверку признака (атрибута), каждое ветвление – исход проверки, а каждый лист – класс, т. е. результат классификации. Основными компонентами дерева решений являются: корневой узел, внутренние узлы, ветви, листья. Последние представляют результаты классификации.

Деревья решений являются оптимальным выбором для решения задачи классификации при диагностике асинхронного двигателя по следующим причинам:

- интерпретируемость: деревья решений легко визуализировать и интерпретировать, что позволяет на основе конкретных признаков понимать, как принимается решение;

- обработка пропущенных данных: деревья решений относительно устойчивы к пропущенным значениям данных, что особенно важно при использовании реальных данных;

– малая сложность подготовки данных: деревья решений не требуют масштабирования признаков и могут автоматически обрабатывать переменные в их исходных масштабах, что значительно упрощает процесс подготовки данных перед обучением модели;

– работа с нелинейными зависимостями: деревья решений хорошо справляются с моделированием сложных и нелинейных зависимостей между признаками и целевыми переменными.

Основной проблемой при использовании деревьев решений является переобучение. Переобучение – это ситуация в машинном обучении, когда модель слишком хорошо приспособляется к тренировочным данным, но плохо работает на новых данных. Модель, страдающая от переобучения, имеет высокую точность на обучающем наборе данных, но низкую точность на валидационном наборе данных. В качестве основных причин переобучения можно назвать использование слишком сложной модели, недостаточное количество данных и наличие шума в данных.

В работе для повышения стабильности и точности дерева решений использован ансамблевый метод «случайный лес». Случайный лес – мощный метод машинного обучения, используемый для задач классификации и регрессии. Он строится из множества деревьев решений, работающих вместе для улучшения общей производительности модели; метод основывается на концепции объединения нескольких слабых моделей для создания сильной модели. Достигаются следующие преимущества случайного леса.

– высокая точность: объединение большого количества деревьев обычно приводит к высокой точности и устойчивости модели;

– устойчивость к переобучению: бэггинг и случайный выбор признаков помогают уменьшить переобучение, делая модель более обобщенной и устойчивой к шуму в данных;

Метод случайного леса не лишен недостатков, к наиболее существенным можно отнести следующие:

– сложность и ресурсоемкость: построение и оценка большого количества деревьев требуют значительных вычислительных ресурсов и времени;

– плохая интерпретируемость: отдельные деревья решений легко интерпретировать, однако объединение множества деревьев затрудняет итоговое понимание.

3. Обработка данных и обучение модели

Модель обучалась на основе спектрограмм, полученных после дискретного преобразования Фурье, преобразующего дискретный сигнал из временной области в частотную область, что позволяет анализировать спектральное содержание конечной последовательности значений [13, 14]. В работе применялось быстрое преобразование Фурье, которое использует разложение на парные и непарные индексы и разбивает задачу дискретного преобразования Фурье на несколько задач меньшей размерности.

Обучение модели дерева решений на спектрограммах, которые уже являются размеченными данными, позволяет проводить точную классификацию режимов работы, основываясь на токах статора, что в свою очередь обеспечивает необходимую скорость выявления повреждений, развивающихся постепенно.

На рисунке 2 представлены спектрограммы, полученные из обрабатываемых сигналов.

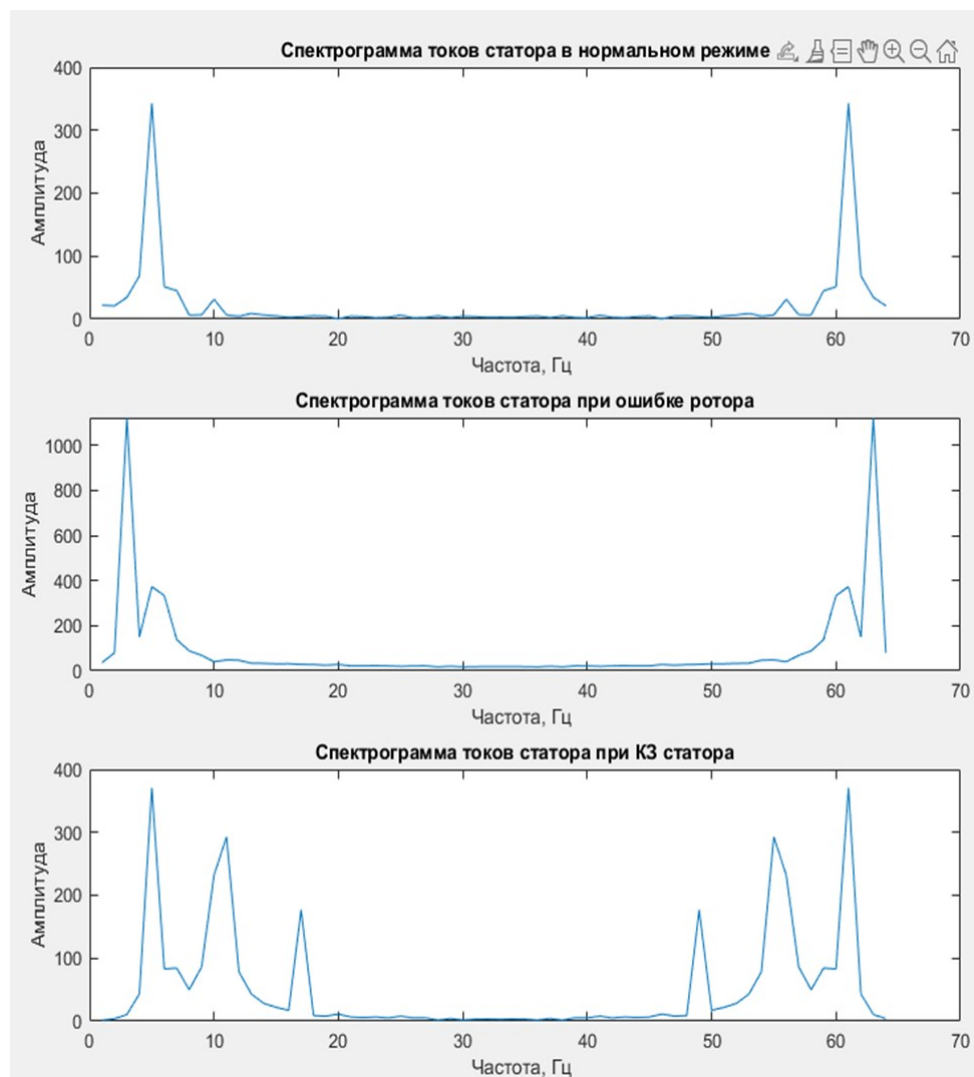


Рис. 2. Спектрограммы токов при различных ошибках

Данные, полученные с помощью модели, представляют собой дискретизированный сигнал, дальнейшая работа с ним проводится по следующему алгоритму:

1) Исходя из частоты дискретизации в 0,001 с. и времени симуляции в 1,5 с формировался вектор размером 1500 элементов для каждого рассматриваемого случая. Для преобразования Фурье использовались векторы размером 16 элементов, являющиеся подмассивами исходного вектора. 2) Абсолютные значения каждого амплитудного спектра заносились в финальную матрицу размером 16*3099.

3) Для каждого амплитудного спектра формировалась метка, соответствующая режиму.

4) Производилось разделение данных на тренировочные и тестовые.

Модель обучалась на основе тренировочных данных. Наиболее простой с точки зрения интерпретируемости является модель обычного дерева решений. Графическая интерпретация дерева решений, полученного после обучения модели, представлена на рисунке 3.

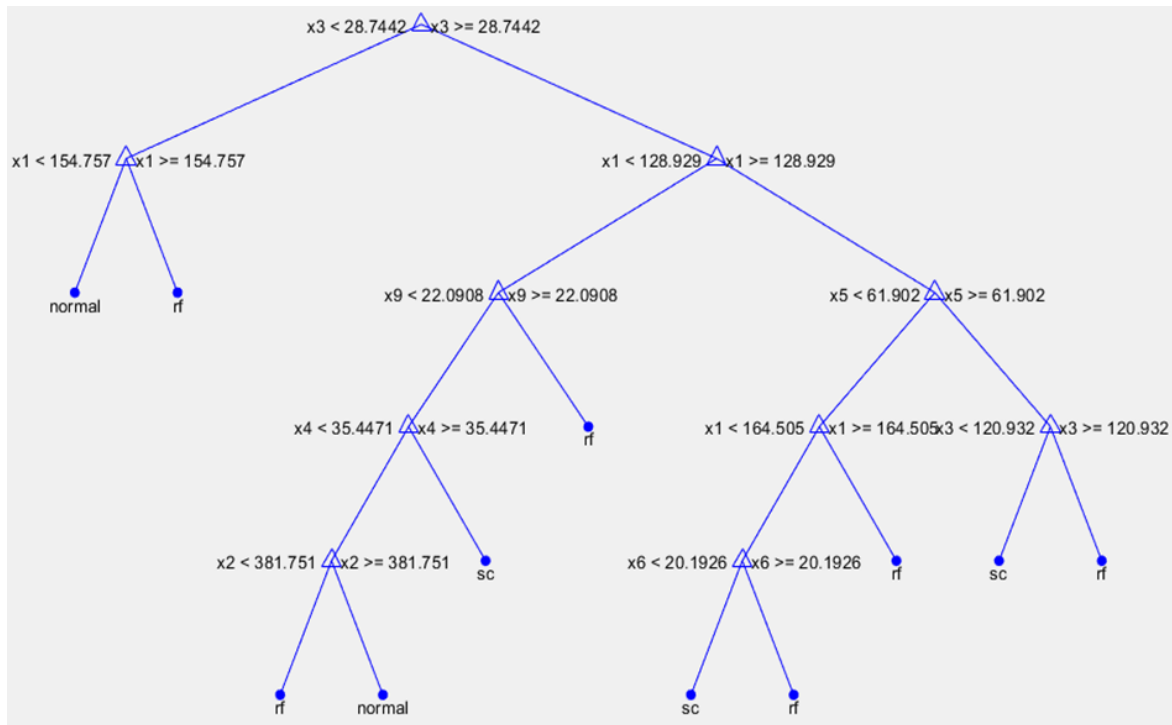


Рис.3. Графическая интерпретация дерева решений

Рассмотрим обучение модели с использованием метода случайного леса. Ансамблевый метод случайного леса основан на тех же принципах принятия решения, что и обычное дерево решений, однако данный метод характеризуется в первую очередь тем, что решение принимается не одним деревом, а на основе классификаций множества деревьев. Несмотря на устойчивость к переобучению, модель, обученную с использованием случайного леса, сложно интерпретировать, так как она состоит из множества деревьев, принимающих решение независимо друг от друга. При обучении количество деревьев было принято равным ста в результате экспертного обсуждения.

4. Результаты тестирования модели

Полученная на основе тренировочных данных модель испытывалась на тестовых данных, точность системы определяется как отношение количества правильно классифицированных меток к общему количеству тестовых данных.

В результате тестирования лучший результат, достигнутый с использованием одного дерева решений, составил 90 %, однако в данной модели

наблюдались большие проблемы с переобучением, в результате чего она могла некорректно реагировать на шумы, возникающие в цепи. Несмотря на недостатки, вызванные склонностью к переобучению, модель легко может быть интерпретирована как графически, так и в текстовой форме.

Модель на основе случайного леса испытывалась на тех же тестовых данных, что и модель с одним деревом решений. Лучшим результатом для случайного леса была точность 98 %.

Заключение

В результате выполнения данной работы предложен алгоритм для диагностирования двух видов неисправностей асинхронного двигателя: короткого замыкания обмоток статора и повреждения беличьей клетки.

С помощью модели Simulink была проведена экспериментальная оценка точности двух методов диагностирования – с помощью дерева решений и с помощью «случайного леса». Были выявлены преимущества и недостатки этих моделей. Благодаря ансамблевому подходу к решению задачи создания модели для проведения классификации удалось избежать главного недостатка метода с одним деревом решений – переобучения. Тем не менее метод нельзя считать идеальным: случайный лес при большом количестве деревьев трудно интерпретировать как в текстовой форме, так и в графической, подобные интерпретации будут крайне объемными и сложными для понимания пользователя. Модель, создаваемая на основе случайного леса, более точна и устойчива к внешнему шуму, однако из-за необходимости проводить одновременную проверку нескольких условий в множестве деревьев алгоритм работает медленнее.

Результаты тестирования на модели показывают целесообразность использования подобных методов диагностирования благодаря обеспечиваемой точности и простоте их реализации. Перспективными направлениями продолжения работ являются использование рассмотренных методов при формализованном проектировании систем управления [14] и при разработке цифровых двойников объектов управления [15], включающих асинхронные двигатели. После проверки предлагаемого подхода для двигателей разработанный алгоритм может быть использован для диагностирования и анализа неисправностей реальных устройств, что повысит надежность и продолжительность эксплуатации оборудования, а также сократит время простоя асинхронных двигателей.

Список источников

1. Костенко М. П., Пиотровский Л. М. Электрические машины. – Ч. 2. Машины переменного тока. – Л.: Энергия, 1973.
2. Беляев П. В., Головский А. П. Диагностика неисправностей асинхронных двигателей на ранних стадиях повреждения // Динамика систем, механизмов и машин. – 2020. – Т. 8. – № 3. – С.16–23.

3. Методы диагностики неисправностей асинхронных электродвигателей [Электронный ресурс]. – URL: <https://electricalschool.info-/main/electroremont/109-metody-diagnostiki-neispravnostejj.html> (дата обращения: 05.05.2024).
4. Методы диагностики неисправностей электродвигателей [Электронный ресурс]. – URL: https://eti.su/articles/spravochnik/spravochnik_-1680.html (дата обращения: 05.05.2024).
5. Сальников С. В., Солодкий Е. М., Вишняков Д. Д., Юдин Р. Ю., Петроченков А. Б. Диагностика асинхронного двигателя на основе машинного обучения // XXVI Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2023): сб. докл., г. Санкт-Петербург, 24–26 мая 2023 г. / С.-Петерб. гос. электротехн. ун-т «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина). – СПб.: СПбГЭТУ ЛЭТИ, 2023. – С. 295–300.
6. Solodkiy E., Dadenkov D., Salnikov S. Detection of stator inter-turn short circuit in three-phase induction motor using current coordinate transformation [Electronic resource] // 26th International Workshop on Electric Drives: Improvement in Efficiency of Electric Drives (IWED 2019), Moscow, Russia, 2019. – IEEE, 2019. – Pp. 1–4. – DOI: 10.1109/IWED.2019.8664353. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8664353> (access date: 05.05.2024).
7. Chisedzi L. P., Muteba M. Detection of broken rotor bars in cage induction motors using machine learning methods // Sensors. – 2023. – Vol. 23(22). – Paper 9079. – DOI:10.3390/s23229079.
8. Васильева Ю. З., Полищук В. И. Диагностика повреждения короткозамкнутой обмотки ротора асинхронного двигателя // Технические науки в России и за рубежом. – М., 2015. – С. 50–53.
9. Диагностирование короткозамкнутых обмоток роторов без разборки электродвигателей [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.ess-ltd.ru/diagnostics-electrical/diagnostirovanie-korotkozamk-nutykh-obmotok/> (дата обращения: 05.05.2024).
10. Three-Phase Asynchronous Machine [Electronic resource] // MathWorks: website. – URL: <https://www.mathworks.com/help/sps/ug/three-phase-asynchronous-machine.html> (access date: 05.05.2024).
11. Полетаева Н. Г. Классификация систем машинного обучения // Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Физико-математические и технические науки. – 2020. – № 1. – С. 5–22.
12. Салтанаева Е. А., Шакиров А. А., Гимаева А. Р. Сравнение традиционных методов машинного обучения и глубокого обучения // Научно-технический вестник Поволжья. – 2023. – № 12. – С. 379–381.
13. Вейнреб К. Б. Диагностика неисправностей ротора асинхронного электродвигателя методом спектрального анализа токов статора // Электричество. – 2012. – № 7. – С. 51–57.
14. Баширов М. Г., Попов Н. К., Овчинникова А. Ю., Иванов П. А., Канарев Е. П. Моделирование неисправностей в электроприводе с асинхронными двигателями и исследование влияния неисправностей на спектры токов и напряжений // The scientific heritage. – Budapest, Hungary, 2021. – Vol. 1 – No. 64. – Pp. 33–38.
15. Shkodyrev V. P., Khokhlovskiy V., Oleinikov V. Development of control automation for energy objects based on the unified process approach // In: A. A. Radionov, V. R. Gasiyarov (eds.) Advances in Automation II. RusAutoConf 2020. Lecture Notes in Electrical Engineering. – Cham: Springer, 2021. – Vol. 729. – Pp. 822–831. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-71119-1_80.
16. Shkodyrev V. P., Khokhlovskiy V., Oleinikov V. Building a digital twin for local heating housing services // In: D. G. Arseniev, N. Aouf (eds.) Cyber-Physical Systems and Control II. CPS&C 2021. Lecture Notes in Networks and Systems. – Cham: Springer, 2023. – Vol. 460. – Pp. 119–130. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-20875-1_11.