

НАБЛЮДАТЕЛЬ СОСТОЯНИЯ ПОДШИПНИКОВ АСИНХРОННОГО ДВИГАТЕЛЯ ПО КОМПОНЕНТАМ ВЕКТОРОВ Парка тока и НАПРЯЖЕНИЯ

Статья посвящена подходу к созданию наблюдателя состояния подшипников как узла асинхронного двигателя, подверженного механическому износу. Под действием сил трения деградация подшипников протекает интенсивнее по сравнению с другими узлами электрической машины. Для исследования были выбраны асинхронные двигатели малой и средней мощности до 200 кВт ввиду сопоставимой стоимости подшипникового узла с электрической машиной. В основу подхода заложен метод преобразования вектора Парка мгновенных фазных значений потребляемого тока и напряжения, по которым производится анализ годографов, описываемых обобщенными векторами. Точность регистрации мгновенных значений фазных токов и напряжений достигалась за счет датчиков тока и напряжения на эффекте Холла компенсационного типа с дальнейшей оцифровкой на высокоразрядном аналого-цифровом преобразователе. Изменения технического состояния подшипников, в части деградации внутренних, внешних колец или тел качения, приводит к девиации годографа тока, при этом изменяется как его траектория, так и ширина. Из-за сложности анализа форм и траекторий годографа были применены искусственные нейросетевые (ИНС) классификаторы. Выбор и обучение ИНС-классификатора был выполнен в ходе лабораторных исследований по деградации внутреннего кольца подшипника. Деградация заключалась в искусственном износе внутреннего кольца в виде раковин с различной глубиной и размером. Перед пропуском данных через ИНС-классификатор производилась их фильтрация и предобработка по разработанному алгоритму. В статье представлен эффективный способ ввода данных в классификатор. Результатом работы алгоритма и способа является достигнутая сходимость 99% и точность 98% на экспериментальных данных.

Ключевые слова: асинхронный двигатель, годограф вектора Парка, потребляемый ток, дефекты подшипников, ИНС-классификатор.

ВВЕДЕНИЕ

С совершенствованием систем автоматизации электромеханического оборудования связано увеличение количества контролируемых величин и усложнением ее архитектуры [1-3]. Электромеханические комплексы, основной массой которых является автоматизированный привод, являются ключевыми объектами любой промышленности и их эффективность определяет стратегию роста и развития предприятий [4, 5].

Цифровое преобразование энергетики стремительно предлагает рынку новые технические решения. Тенденция такого развития сопряжена с неконтролируемым ростом мощностей вычислительной техники и контрольно-измерительных приборов. Одно из наиболее популярных направлений решения задач оптимизации связано с заменой датчиков косвенным вычислением контролируемых величин и разработкой наблюдателей координат [6, 7].

Данная тенденция прослеживается в построении систем диагностики и мониторинга. В этой области исследований остается множество нерешенных задач. Это, в свою очередь, не позволяет разрабатывать карты оценки технического состояния привода для различных топологий технологического оборудования [8, 9].

Ключевым звеном является асинхронный двигатель (АД), который наиболее подвержен износу. Анализ данных компаний [10-12] определяет сегмент часто встречающихся неисправностей и исследований, связанных с ними, из которых особое внимание следует уделить дефектам подшипников. Нарушение целостно-

сти подшипников приводит к отклонениям в сопряженных узлах ввиду многокомпонентности электрических машин. Несвоевременное обнаружение влечет ускоренный износ и постепенную деградацию сопряженных механической (муфт, редукторов и др.) и электрической (обмотки статора, ротора) частей машин. Научный интерес вызывает поиск программно-технических решений, обеспечивающих обнаружение неисправностей подшипника на минимальных стадиях развития при минимальном количестве датчиков.

СОСТОЯНИЕ ВОПРОСА ИССЛЕДОВАНИЙ

В работе [13] уделено внимание системе для оперативного мониторинга подшипников и последующей диагностике неисправностей на основе анализа данных измерения вибрации. Оценка состояния подшипника производится обученной нейронной сетью (NN) на основе спектрального анализа и анализа огибающих механических колебаний. В случае отсутствия физического доступа или заранее встроенных датчиков вибрации метод сложно применим по сравнению с анализом потребляемых токов.

Результаты экспериментальных исследований авторов статьи [14] демонстрируют эффективность дискретного вейвлет-преобразования в сочетании с индикаторами формы Кларка для классификации неисправностей подшипников и шестерней. Дискретное вейвлет-преобразование используется в качестве метода фильтрации для выделения различных полос частот. Индикаторы, использованные в этой работе, представляют собой дескрипторы геометрических фигур, полученные в результате преобразования Кларка. Эти ин-

дикаторы придают особую форму при наличии механической неисправности. Результаты проведенных экспериментов демонстрируют эффективность дискретного вейвлет-преобразования для классификации неисправностей подшипников.

В статье [15] представлен подход об обнаружении нарушений в подшипнике с использованием вектора Парка. Данное исследование направлено на анализ деформации годографа относительно эталонного при дефектах подшипника. Исследователи выполнили численный анализ при различной степени дефекта на большом количестве машин, но при этом не затрагивают вопрос программного распознавания дефекта.

В источнике [16] основное внимание уделяется обнаружению неисправностей подшипников качения в асинхронных машинах на основе анализа токов статора. В частности, предлагается обрабатывать токи статора с помощью преобразования Гильберта-Хуанга. Этот подход основан на двух этапах: эмпирическое разложение по модам и преобразование Гильберта. Предлагаемый подход используется для обнаружения неисправностей подшипников в асинхронных машинах при нескольких степенях неисправности.

Авторами в статье [17] описано дискретное вейвлет-преобразование (DWT), стационарное вейвлет-преобразование (SWT) и разложения вейвлет-пакетов (WPD), а также проводится сравнительный анализ с помощью различных параметров идентификации неисправностей. Сложность данного метода состоит в обработке и разделении критериев диагностических данных.

В статье [18] представлен метод разработки эталонного сигнала исправной системы. Выделены индикаторы, соответствующие неисправности при сравнении фактического и эталонного сигналов. Описанный метод по сравнению с другими наиболее подходит к большому сегменту мощностей асинхронных двигателей с учетом вариантов нагрузки и исполнительных механизмов.

Авторским коллективом [19] представлен новый векторный подход отфильтрованного парка или расширенного парка (FPVA или FEPVA) при нарушении стержней ротора, что позволяет отстроиться от конструктивных особенностей машины. Интерес вызывают другие часто встречающиеся дефекты и применение машинной обработки диагностических данных.

Множество исследований посвящено диагностике асинхронного двигателя с использованием вектора Парка [20-22], однако недостаточное внимание уделено вопросу обработки траекторий вектора.

Имеется ряд работ, в которых показано преимущество использования мягкого датчика и принципы его разработки для различных отраслей промышленности [23]. Например, в статье [24] рассматривается один из вопросов отказоустойчивого электропривода с прямым полеориентированным управлением асинхронным двигателем (Direct Field Oriented Control). Важным моментом является некорректная работа системы управления при неисправном датчике тока Холла. Предложено ис-

пользование нейронной сети для определения состояния датчика тока статора. Рабочая сверточная нейронная сеть (CNN), объединяющая алгоритм сопоставления признаков в частотной области (FDFM), используется для диагностики подшипников качения [25].

Анализируя имеющиеся подходы, авторы предлагают объединить диагностику электромеханических машин, теорию Парка и теорию нейронных сетей. Следующим шагом является создание программного датчика, который можно использовать для диагностики технического состояния электромеханического оборудования.

Основная гипотеза статьи состоит в том, что мягкий датчик, представляющий собой математический аппарат, сочетающий векторное преобразование Парка и классификатор на основе искусственной нейронной сети (ИНС-классификатор), позволит в реальном времени (или с частотой, подходящей для использования в системах управления) обнаружить дефекты подшипников в электромеханических машинах. В качестве основного диагностического узла в данном случае выбран подшипник, так как подшипник в большей степени подвержен износу за счет сил трения, чем другие детали машины, а также последовательному выходу из строя всех остальных деталей.

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Основной идеей работы является преобразование вектора Парка (Горева) [26], заключающиеся в переходе к двухфазной системе токов (i_d, i_q) во вращающейся системе координат- dq от трехфазной системы токов, потребляемых асинхронным двигателем (i_A, i_B, i_C) [27] по следующим преобразованиям (1) и (2). Данные уравнения справедливы для реального электродвигателя [28-30].

$$i_d = \left[\sqrt{\frac{2}{3}} \right] i_A - \left[\sqrt{\frac{1}{6}} \right] i_B - \left[\sqrt{\frac{1}{6}} \right] i_C; \quad (1)$$

$$i_q = \left[\sqrt{\frac{1}{2}} \right] i_B - \left[\sqrt{\frac{1}{2}} \right] i_C, \quad (2)$$

где i_d, i_q – токи статора АД в двух фазной вращающейся системе координат- dq ; i_A, i_B, i_C – токи статора АД в трехфазной вращающейся системе координат- ABC .

При допущениях, что асинхронный двигатель идеализирован и является трехфазной симметричной активно-индуктивной нагрузкой, справедливы уравнения:

$$i_d = \left[\frac{\sqrt{6}}{2} \right] i_{\max} \sin \omega t; \quad (3)$$

$$i_q = \left[\frac{\sqrt{6}}{2} \right] i_{\max} \sin \left(\omega t - \frac{\pi}{2} \right), \quad (4)$$

где i_{\max} – максимальное амплитудное значение тока фазы, А; ω – угловая частота питания, рад/с; t – время, с.

В системе координат- dq обобщенный вектор I_S тока запишется как (5), и справедлив к (1)-(4).

$$I_S = i_d + j i_q. \quad (5)$$

Данные преобразования отображены в векторной диаграмме (рис. 1).

Согласно (5) обобщенный вектор в комплексной плоскости будет описывать траекторию – годограф (рис. 2). Наблюдается искажение траектории реального вектора тока относительно идеального при дефектах (рис. 3-5).

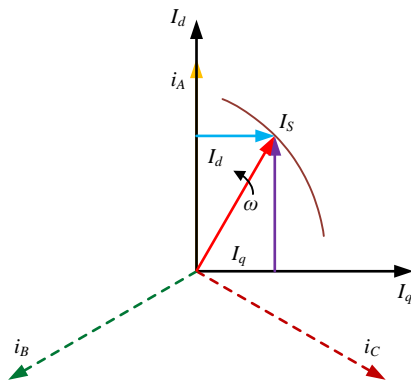


Рис. 1. Векторная диаграмма преобразования Парка (Горева)

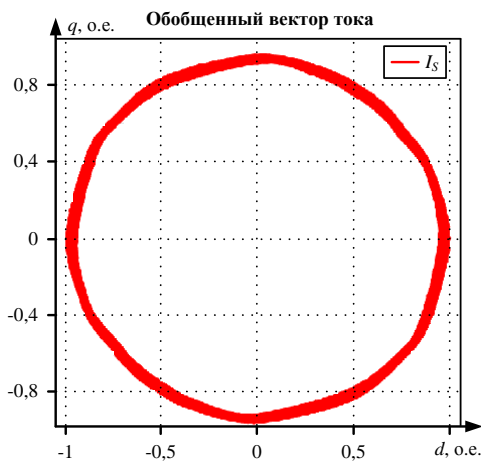


Рис. 2. Годограф обобщенного вектора тока АД без дефектов

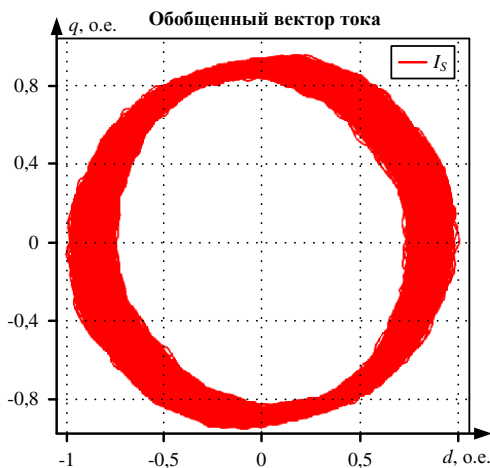


Рис. 3. Годограф обобщенного вектора тока АД с дефектом обмотки статор

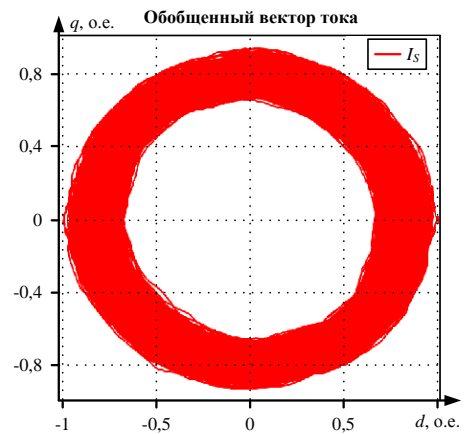


Рис. 4. Годограф обобщенного вектора тока АД с дефектом стержней ротора

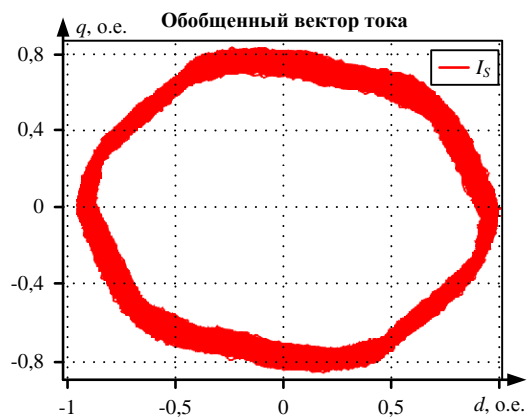


Рис. 5. Годограф обобщенного вектора тока АД с дефектом подшипника

При появлении дефектов асинхронного двигателя в части повреждения статора, ротора или механической части годограф обобщенного вектора тока изменяется относительно эталонного. В случае нарушения целостности одной из фаз статора годограф вырождается в эллипс (см. рис. 3). Пропорциональное изменение эллиптичности и ширины годографа вектора Парка соответствует уровню дефекта [12]. Нарушение в роторе приводит к вырождению годографа в сложную форму (см. рис. 4) [13]. Повреждения в механической части двигателя приводят к появлению искажений по окружности и варьирование ширины описываемого годографа, (см. рис. 5) [11]. Исследование сложных траекторий позволяет комплексно определять виды и интенсивность влияния дефектов на частоту вращения ротора и момент на валу электродвигателя.

ОБЪЕКТ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объектом исследований является асинхронный двигатель с параметрами, указанными в табл. 1 и 2, питающийся от промышленной сети 50 Гц в продолжительном режиме S1 и постоянной нагрузкой на валу. Схема подключения АД показана на рис. 6. Постоянная нагрузка задается аналогичным двигателем в генераторном режиме.

Таблица 1

Паспортные данные асинхронного двигателя

Марка двигателя	$P_{ном},$ кВт	$I_{ном},$ А	$n,$ об/мин	$\cos\phi,$ о.е.	$\eta_{д},$ %	$\lambda,$ о.е.	$K_p,$ о.е.	$K_i,$ о.е.
АИР132М4	11,0	23,4	1450	0,82	87,1	2,3	2,2	6,8

Таблица 2

Параметры схемы замещения

L_s , Гн	L_r , Гн	L_m , Гн	R_s , Ом	R_r , Ом
0,146	0,148	0,140	0,522	0,306

В табл. 1: $P_{\text{ном}}$ – номинальная мощность; $I_{\text{ном}}$ – номинальный ток АД; n – скорость вращения вала; η_d – коэффициент полезного действия; $\cos\phi$ – коэффициент мощности; λ – перегрузочная способность; K_p – кратность пускового момента; K_i – кратность пускового тока.

В табл. 2: L_s – индуктивность обмотки статора; L_r – индуктивность обмотки ротора; L_m – индуктивность цепи намагничивания; R_s – активное сопротивление обмотки статора; R_r – активное сопротивление обмотки ротора.

Влияние нарушения подшипников оказывает наиболее интенсивное искажение магнитного поля в воздушном зазоре, что отражено на рис. 5 и также в работах [19]. При этом данный вид дефекта обладает высокой скоростью развития, что приводит к быстрой деградации механической части электродвигателя и сопряженной электрической [20].

В соответствии с паспортными данными двигателя АИР132М4 в нем установлены радиальные шарикоподшипники серии 6208 (рис. 7), имеющие следующие технические характеристики рис. 8 и табл. 3.

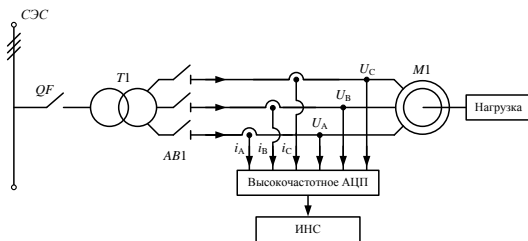


Рис. 6. Схема подключения и измерений асинхронный двигатель АИР132М4



Рис. 7. Общий вид шарикового подшипника серии 6208

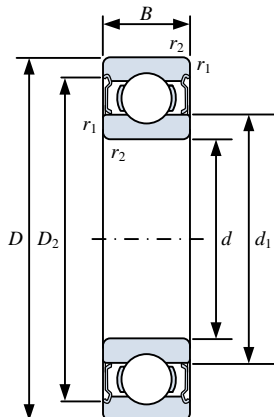


Рис. 8. Типоразмеры шарикового подшипника серии 6208

Таблица 3

Технические характеристики подшипника серии 6208

d , мм	D , мм	B , мм	d_1 , мм	D_2 , мм	r_1, r_2 , мм
40	80	18	52,6	69,8	min 1.1

В табл. 3: d – диаметр отверстия; D – наружный диаметр; B – ширина; d_1 – диаметр внутреннего кольца; D_2 – диаметр наружного кольца; r_1, r_2 – размер фаски наружного кольца.

$$f_{rb} = \frac{n}{2} f_{rm} \left[1 \pm \frac{D_{ball}}{D_{pit}} \cos \beta \right], \quad (6)$$

где f_{rm} – частота вращения ротора; n – число шариков в подшипнике; β – угол контакта; D_{pit} – диаметр окружности центров шариков; D_{ball} – диаметр шарика.

По сравнению со спектральным анализом (FFT) [21], при котором часть информации теряется в связи с применением низко- и высокочастотных фильтров, а также в области шума (-75-80 дБ), практически невозможно зарегистрировать начальные стадии проявления дефекта. Проявление дефекта подшипника в годографе возможно зарегистрировать раньше в виде искажения в его траектории, чего не обеспечивает спектр.

Дальнейший анализ метода позволил выделить ряд его преимуществ. Первое состоит в том, что для определения неисправностей достаточно всего двух датчиков тока на эффекте Холла компенсационного типа. Ток третьей фазы определяется косвенно [22].

Второе достигается за счет синхронной регистрации фазных токов (i_A, i_B, i_C) и напряжений (u_A, u_B, u_C), что позволяет исключить влияние электрической сети на диагностические данные. Искажения, обусловленные качеством электрической сети [23], проявляются в годографе напряжения и должны быть взаимно исключены при анализе годографа потребляемого тока АД (рис. 9).

Информативность годографа достаточно высокая. Однако, кроме уже полученных траекторий и их изменений, которые соответствуют определенным стадиям и видам как отдельных, так и ряда дефектов, предлагается подход к анализу годографа с использованием нейросетевых алгоритмов.

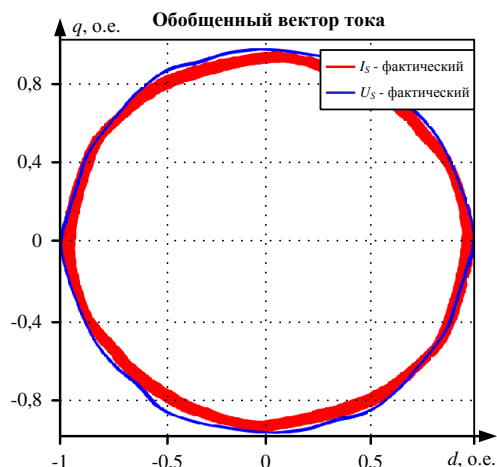


Рис. 9. Общий вид шарикового подшипника серии 6208

ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Порядок эксперимента состоит в искусственной деградации внутренних колец подшипника в виде количества деградационных раковин радиального шарикоподшипника, вызванных трением. Деградационные раковины представлены на **рис. 10**.

Этапы экспериментов:

1. Работа двигателя в идеальном (эталонном) состоянии без нагрузки в режиме холостого хода (**рис. 11**).

2. Работа двигателя в идеальном (эталонном) состоянии при номинальной нагрузке (**рис. 12**).

3. Работа двигателя при одной раковине во внутреннем кольце подшипника (**рис. 13**).

Работа двигателя при трех раковинах во внутреннем кольце подшипника (**рис. 14**).

Согласно (5) обобщенный вектор в комплексной плоскости будет описывать траекторию – годограф. Наблюдается искажение реальной траектории вектора тока по отношению к эталонной.

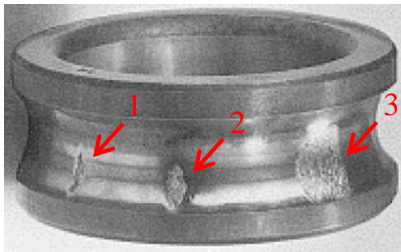


Рис. 10. Раковины радиального шарикоподшипника

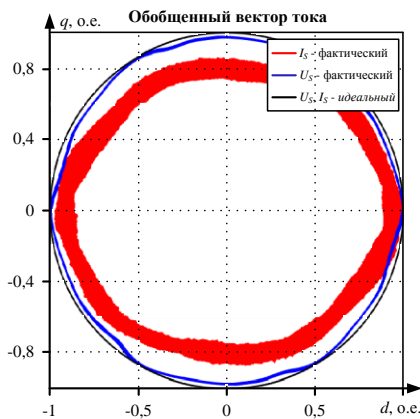


Рис. 11. Работа двигателя в идеальном (эталонном) состоянии без нагрузки в режиме холостого хода

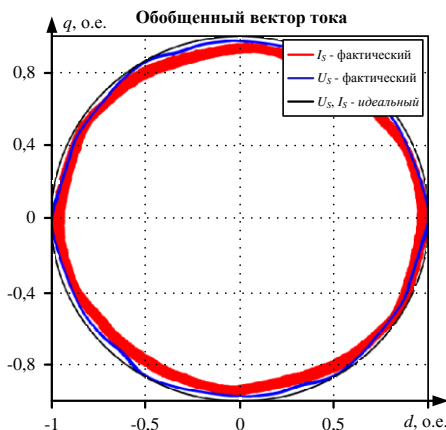


Рис. 12. Работа двигателя в идеальном (эталонном) состоянии при номинальной нагрузке

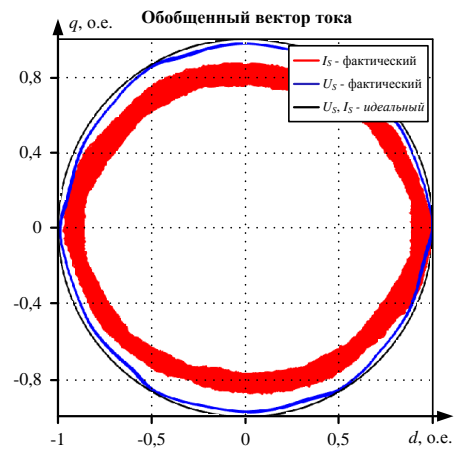


Рис. 13. Работа двигателя при одной раковине во внутреннем кольце подшипника

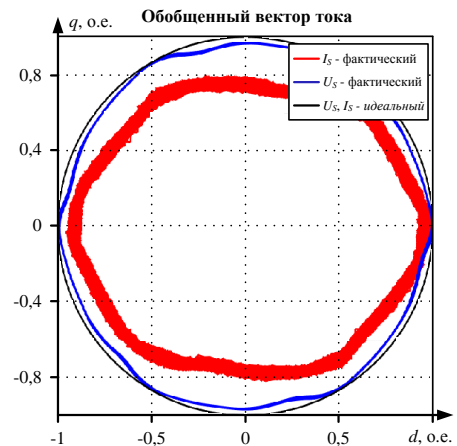


Рис. 14. Работа двигателя при трех раковинах во внутреннем кольце подшипника

Если асинхронный двигатель неисправен по статору, ротору или механическим повреждениям, годограф вектора обобщенного тока изменяется относительно эталона. При повреждении одной из фаз статора годограф вырождается в эллипс. Пропорциональное изменение эллиптичности и ширины векторного годографа Парка соответствует уровню дефекта [21]. Возмущение ротора приводит к вырождению годографа в сложную форму [22]. Повреждение механической части двигателя приводит к круговым искажениям и вариациям ширины описываемого годографа [20]. Изучение сложных траекторий позволяет комплексно определить виды и интенсивность влияния дефектов на частоту вращения ротора и момент на валу двигателя.

В данной работе для выявления изменений вектора Парка используется нейросетевой классификатор, который позволяет оценивать изменения состояния вектора Парка и своевременно сигнализирует о возникновении дефекта.

Однако для использования такого классификатора его необходимо адаптировать для обработки данных, поступающих в режиме реального времени [31, 32]. На **рис. 15** показан алгоритм, использованный при разработке ИНС-классификатора [33].

На **рис. 16** показаны результаты обучения ИНС-классификатора. Классификатор обучался с использованием трех методов: дерева решений [34], метода опорных векторов [35] и К-ближайших соседей [36]. Как видно на рисунке, лучшими оказались К-ближайшие соседи с точностью 99,9%, это хороший результат. **Рис. 17** показывает результат в виде матрицы ошибок.



Рис. 15. Алгоритм нейросетевого классификатора

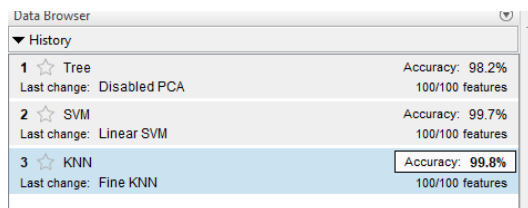


Рис. 16. Результат обучения ИНС-классификатора



Рис. 17. Результат обучения ИНС-классификатора. Матрица ошибок

РЕЗУЛЬТАТЫ

Тестирование алгоритма ИНС-классификатора на реальных данных также дало существенные результаты. Точность составила 98%. Чрезмерно высокая точность результатов обусловлена идеализированными условиями эксперимента. В реальных условиях машина может быть подвержена нескольким типам дефектов [37]. Она может работать в возмущающих условиях и на различных режимах.

Данная работа показала правомерность предложенной методики, однако для реальных объектов она может не давать столь высоких результатов. Однако авторы считают, что для того чтобы сделать его применимым к реальным объектам, необходимо разбить годограф Парка на более мелкие зоны, что решило бы проблему возможных перекрывающихся искажений вектора Парка.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе работы в целом удалось доказать состоятельность гипотезы. Дефекты машин можно оценить с помощью математического аппарата, позволяющего сочетать векторное преобразование Парка и ИНС-классификатор. Использование этого математического аппарата в режиме реального времени с определенной периодичностью позволяет разработать полноценный программный датчик для измерения определенного вида дефекта. Однако точность полученных в работе результатов может быть снижена в условиях реальной эксплуатации электрических машин. Авторы подчеркивают, что основная идея метода при наступлении этих условий не изменится. Изменятся только составляющие этой методики, например, увеличится количество абстрактных зон в делении годографа Парка.

Таким образом, авторы предлагают метод определения состояния подшипника практически в реальном времени или с минимальным временем принятия решения. Авторы показали, что по одному вращению годографа Парка, то есть по одному периоду (0,02 с), можно сказать, что в подшипнике образовался дефект. Это можно осуществить, применив специальный ИНС-классификатор, который, в свою очередь, определяет, в какие из predetermined абстрактных зон попадают текущие значения вектора Парка. Разделение на такие зоны или квадранты является основным средством повышения точности мягкого датчика. Чем ближе условия пеленга к идеальным, тем больше выделяются абстрактные зоны. Однако необходимо помнить, что выделение таких зон заложено изначально и их расширение невозможно в процессе эксплуатации, то есть в пути. Поэтому необходимо предварительно провести эксперименты в реальных полевых условиях для определения необходимой ширины рассматриваемых абстрактных зон годографа Парка.

Работа выполнена при финансовой поддержке стипендии Президента Российской Федерации для молодых учёных – кандидатов наук СП-2587.2022.1.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Автоматизированная оцифровка радиальных диаграмм / Н.В. Васильева, А.В. Бойков, О.О. Ерохина, А.Ю. Трифонов // Записки Горного института. 2021. № 247. С. 82-87. doi: 10.31897/pmi.2021.1.9

2. Safina E., Khokhlov S. Paradox of alternative energy consumption: Lean or profligacy? // *International Journal for Quality Research*. 2017. Vol. 11(4). Pp. 903-916. doi: 10.18421/IJQR11.04-11
3. Litvinenko V. S. Digital economy as a factor in the technological development of the mineral sector // *Natural Resources Research*. 2020. Vol. 29(3). Pp. 1521-1541. doi: 10.1007/s11053-019-09568-4
4. Use of active power transducers in industrial DC power systems supplying electrolysis cells / B.N. Abramovich, A.A. Veprikov, Y.A. Sychev, D.A. Lyakh // *Tsvetnye Met*. 2020. Vol. 2. Pp. 95-100. doi: 10.17580/tsm.2020.02.13
5. Сычев Ю.А., Зимин Р.Ю. Повышение качества электроэнергии в системах электроснабжения минерально-сырьевого комплекса с помощью гибридных фильтро-компенсирующих устройств // *Записки Горного института*. 2021. № 247. С. 132-140. doi: 10.1109/ICIEA.2018.8397840
6. Public-private partnership as a tool of sustainable development in the oil-refining sector: Russian case / I. Filatova, L. Nikolaichuk, D. Zakaev, I. Ilin // *Sustainability*. 2021. Vol. 13(9). Pp. 5153. doi: 10.3390/su13095153
7. Belsky A.A., Dobush V.S., Haikal S.F. Operation of a Single-phase Autonomous Inverter as a Part of a Low-power Wind Complex // *Journal of Mining Institute*. 2019. Vol. 239. Pp. 564-569. doi: 10.31897/pmi.2019.5.564
8. Kulkarni A., Terpenney J., Prabhu V. Sensor Selection Framework for Designing Fault Diagnostics System // *Sensors*. 2021. Vol. 21(19). Pp. 6470. doi: 10.3390/s21196470
9. Kalista K., Liska J., Jakl J. A vibration sensor-based method for generating the precise rotor orbit shape with general notch filter method for new rotor seal design testing and diagnostics // *Sensors*. 2021. Vol. 21(15). Pp. 5249. doi: 10.3390/s21155249
10. Hsu J.S. Monitoring of defects in induction motors through air-gap torque observation // *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1995. Vol. 31(5). Pp. 1016-1021. doi: 10.1109/28.464514
11. Diagnosis of bearing defects in induction motors using discrete wavelet transform / N. Bessous, S.E. Zouzou, W. Ben-trah, S. Sbaa, M. Sahraoui, // *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. 2018. Vol. 9(2). Pp. 335-343. doi: 10.1007/s13198-016-0459-6
12. Gundewar S.K., Kane P.V. Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Induction Motor in Electric Vehicle // *Machines, Mechanism and Robotics*. Springer, 2022. Pp. 531-537. doi: 10.1007/978-981-16-0550-5_53
13. Ewert P., Kowalski C.T., Orlowska-Kowalska T. Low-cost monitoring and diagnosis system for rolling bearing faults of the induction motor based on neural network approach // *Electronics*. 2020. Vol. 9(9). Pp. 1334. doi: 10.3390/electronics9091334
14. Gear and bearings fault detection using motor current signature analysis / N.G. Lo, A. Soualhi, M. Frini, H. Razik // 2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2018. Pp. 900-905. doi: 10.1109/ICIEA.2018.8397840
15. Bearing Fault Detection in Induction Motors Using Line Currents / M. Sunder, R. Abishek, S. Sabarivelan, M. Maiti, K. Bingi // *ECTI Transactions on Electrical Engineering, Electronics, and Communications*. 2021. Vol. 19(2). Pp. 209-219. doi: 10.37936/ecti-eec.2021192.244163
16. An efficient Hilbert–Huang transform-based bearing faults detection in induction machines / E. Elbouchikhi, V. Choqueuse, Y. Amirat, M.E. Benbouzid, S. Turri // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. 2017. Vol. 32(2). Pp. 401-413. doi: 10.1109/tec.2017.2661541
17. Kompella K.C.D., Rao M.V.G., Rao R.S. Bearing fault detection in a 3 phase induction motor using stator current frequency spectral subtraction with various wavelet decomposition techniques // *Ain Shams Engineering Journal*. 2018. Vol. 9(4). Pp. 2427-2439. doi: 10.1016/j.asej.2017.06.002
18. Current-based detection of mechanical unbalance in an induction machine using spectral kurtosis with reference / E. Fournier, A. Picot, J. Regnier, M.T. Yamdeu, J.-M. Andrejak, P. Maussion, // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2014. Vol. 62(3). Pp. 1879-1887. doi: 10.1109/tie.2014.2341561
19. Gyftakis K.N., Cardoso A.J.M., Antonino-Daviu J.A. Introducing the Filtered Park's and Filtered Extended Park's Vector Approach to detect broken rotor bars in induction motors independently from the rotor slots number // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2017. Vol. 93. Pp. 30-50. doi: 10.1016/j.ymssp.2017.01.046
20. Cruz M.A., Marques Cardoso A.J. Rotor cage fault diagnosis in three-phase induction motors by extended Park's vector approach // *Electric Machines & Power Systems*. 2000. Vol. 28(4). Pp. 289-299. doi: 10.1080/073135600268261
21. Silva J.L.H., Cardoso A.J.M. Bearing failures diagnosis in three-phase induction motors by extended Park's vector approach // 31st Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2005. Pp. 2591-2596. doi: 10.1109/IECON.2005.1569315
22. Caseiro J.A.A., Mendes A.M.S., Cardoso A.J.M. Fault diagnosis on a PWM rectifier AC drive system with fault tolerance using the average current Park's vector approach // 2009 IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEEE, 2009. Pp. 695-701. doi: 10.1109/iemdc.2009.5075281
23. Curreri F., Patané L., Xibilia M.G. Soft Sensor Transferability: A Survey // *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11(16). Pp. 7710. doi: 10.3390/app11167710
24. Dybkowski M., Klimkowski K. Artificial neural network application for current sensors fault detection in the vector controlled induction motor drive // *Sensors*. 2019. Vol. 19(3). Pp. 571. doi: 10.3390/s19030571
25. Zhou X.A., Mao S., Li M. Novel Anti-Noise Fault Diagnosis Approach for Rolling Bearings Based on Convolutional Neural Network Fusing Frequency Domain Feature Matching Algorithm // *Sensors*. 2021. Vol. 21(16). Pp. 5532. doi: 10.3390/s21165532
26. Mendes A.M.S., Cardoso A.J.M. Voltage source inverter fault diagnosis in variable speed AC drives, by the average current Park's vector approach // IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEEE, 1999. Pp. 704-706. doi: 10.1109/iemdc.1999.769220
27. A sensor-less sliding mode control scheme for a stand-alone wound rotor synchronous generator under unbalanced load conditions / R.S. Muñoz-Aguilar, P. Rodríguez, A. Doria-Cerezo, I. Candela, A. Luna // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2014. Vol. 60. Pp. 275-282. doi: 10.1016/j.ijepes.2014.03.003
28. Cornell E.P., Lipo T.A. Modeling and design of controlled current induction motor drive systems // *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1977. Vol. 4. Pp. 321-330. doi: 10.1109/tia.1977.4503414
29. Thomson W.T., Fenger M. Current signature analysis to detect induction motor faults // *IEEE Industry Applications Magazine*. 2001. Vol. 7(4). Pp. 26-34. doi: 10.1109/2943.930988
30. Fenger M., LLOYD B.A., Thomson W.T. Development of a tool to detect faults in induction motors via current signature analysis // In *Proceedings of the 2003 IEEE-IAS/PCA Cement Industry Conference*. IEEE, 2003. Pp. 37-46. doi: 2003-05-04/09
31. Khanaki R., Mohd Radzi M.A., Marhaban M.H. Artificial neural network based maximum power point tracking controller for photovoltaic standalone system // *International Journal of Green Energy*. 2016. Vol. 13(3). Pp. 283-291. doi: 10.1007/s00500-021-05653-0
32. Muruganandam M., Madheswaran M. Stability analysis and implementation of chopper fed DC series motor with hybrid PID-ANN controller // *International Journal of Control, Automation and Systems*. 2013. Vol. 11(5). Pp. 966-975.

- doi: 10.1007/s12555-012-9209-y
33. Sancho-Asensio A., Orriols-Puig A., Golobardes Robust E. Robust on-line neural learning classifier system for data stream classification tasks // *Soft Computing*. 2014. Vol. 18(8). 1441-1461. doi: 10.1007/s00500-014-1233-9
 34. Liu L., Özsu M. T. In *Encyclopedia of Database Systems*. Springer Singapore, 2009. 765 p. doi: 10.1007/978-1-4614-8265-9
 35. Evgeniou T., Pontil M. Support vector machines: Theory and applications // *Advanced Course on Artificial Intelligence*. Springer, Berlin, 1999. Pp. 249-257. doi: 10.1007/3-540-44673-7_12
 36. Cunningham P., Delany S.J. k-Nearest neighbour classifiers - A Tutorial / P. Cunningham, // *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2021. Vol. 54(6). Pp. 1-25. doi: 10.1145/3459665.
 37. Magnetolectric current sensors / M. Bichurin, R. Petrov, V. Leontiev, G. Semenov, O. Sokolov // *Sensors*. 2017. Vol. 17(6). Pp. 1271. doi: 10.3390/s17061271

Поступила в редакцию 20 января 2022 г.

INFORMATION IN ENGLISH

BEARING STATE MONITORING DEVICE FOR AN ASYNCHRONOUS MOTOR BY THE CURRENT AND VOLTAGE PARK VECTOR COMPONENTS

Nikolai A. Korolev

Ph.D. (Engineering), Chief Specialist, Educational Research Center for Digital Technologies, Saint Petersburg Mining University, Saint Petersburg, Russia, korolev_na@pers.spmi.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0583-9695>

Yuriy L. Zhukovskiy

Ph.D. (Engineering), Associate Professor, Educational Research Center for Digital Technologies, Saint Petersburg Mining University, Saint Petersburg, Russia, Zhukovskiy_yul@pers.spmi.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0312-0019>

Natalia I. Koteleva

Ph.D. (Engineering), Associate Professor, Department of Technological Processes and Production Automation, Saint Petersburg Mining University, nkot06@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5970-4534>

The article describes an approach to creating a monitoring device of the bearing state, as a node of an asynchronous motor subject to mechanical wear. Under the friction forces, the degradation of bearings proceeds more intensively compared to other electric machine components. The research object is an asynchronous motor of small and medium power up to 200 kW. The choice is due to the comparable cost of the bearing assembly with the electric machine. The registration accuracy of phase current and voltage instantaneous values was achieved by current and voltage sensors on the Hall effect of the compensation type with further digitization on a high-digit analog-to-digital converter. Changes in the bearing technical condition, in terms of degradation of the inner, outer rings or rolling elements, lead to deviation in the current hodograph. This changes both the trajectory and the width. Due to the complex analysis of the hodograph shapes and trajectories, artificial neural network (ANN) classifiers were used. The choice and training of the ANN-classifier was carried out in the course of laboratory studies on the bearing inner ring degradation. The degradation consisted in the artificial wear of the inner ring in the form of shells with different depths and sizes. Before passing the data through the ANN classifier, they were filtered and preprocessed according to the developed algorithm. The article presents an efficient way to enter data into the classifier. The result of the algorithm and method is the achieved 99% convergence and 98% accuracy on the experimental data.

Keywords: Induction motor, Park vector hodograph, current consumption, bearing defects, ANN classifier.

REFERENCES

1. Vasilyeva N.V., Boikov A.V., Erokhina O.O., Trifonov A.Y. Automated digitization of radial charts. *Zapiski Gornogo instituta* [Journal of Mining Institute], 2021, vol. 247, pp. 82–87. doi: 10.31897/pmi.2021.1.9. (In Russian)
2. Safina E., Khokhlov S. Paradox of alternative energy consumption: Lean or profligacy? *International Journal for Quality Research*. 2017, vol. 11(4), pp. 903–916. doi: 10.18421/IJQR11.04-11
3. Litvinenko V. Digital Economy as a Factor in the Technological Development of the Mineral Sector. *Natural Resources Research*, 2020, vol. 29(3), pp. 1521-1541. doi: 10.1007/s11053-019-09568-4
4. Abramovich B.N., Veprikov A.A., Sychev Y.A., Lyakh D.A. Use of active power transducers in industrial DC power systems supplying electrolysis cells. *Tsvetnye Met*, 2020, vol. 2, pp. 95-100. doi: 10.17580/tsm.2020.02.13
5. Sychev Y., Zimin R. Improving the quality of electricity in the power supply systems of the mineral resource complex with hybrid filter-compensating devices. *Zapiski Gornogo instituta* [Journal of Mining Institute], 2021, vol. 247, pp. 132–140. doi: 10.31897/pmi.2021.1.14. (In Russian)
6. Filatova I., Nikolaichuk L., Zakaev D., Ilin I. Public-Private Partnership as a Tool of Sustainable Development in the Oil-Refining Sector: Russian Case. *Sustainability*, 2021, vol. 13(9), pp. 5153. doi: 10.3390/su13095153
7. Belsky A.A., Dobush V., Haikal S.F. Operation of a Single-phase Autonomous Inverter as a Part of a Low-power Wind Complex. *Journal of Mining Institute*, 2019, vol. 239, pp. 564–569. doi: 10.31897/pmi.2019.5.564
8. Kulkarni A., Terpeny J., Prabhu V. Sensor Selection Framework for Designing Fault Diagnostics System. *Sensors*, 2021, vol. 21(19), pp. 6470. doi: 10.3390/s21196470
9. Kalista K., Liska J., Jakl J. A Vibration Sensor-Based Method for Generating the Precise Rotor Orbit Shape with General Notch Filter Method for New Rotor Seal Design Testing and Diagnostics. *Sensors*, 2021, vol. 21(15), pp. 5249. doi: 10.3390/s21155249
10. Hsu J. Monitoring of defects in induction motors through air-gap torque observation. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1995, vol. 31(5), pp. 1016-1021. doi: 10.1109/28.464514
11. Bessous N., Zouzou S.E., Bentrach W., Sbaa S., Sahraoui M. Diagnosis of bearing defects in induction motors using discrete wavelet transform. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2018, vol. 9(2), pp. 335-343. doi: 10.1007/s13198-016-0459-6

12. Gundewar S.K., Kane P.V. Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Induction Motor in Electric Vehicle. *Machines, Mechanism and Robotics*. Springer, 2022, pp. 531-537. doi: 10.1007/978-981-16-0550-5_53
13. Ewert P., Kowalski C.T., Orłowska-Kowalska T. Low-Cost Monitoring and Diagnosis System for Rolling Bearing Faults of the Induction Motor Based on Neural Network Approach. *Electronics*, 2020, vol. 9(9), pp. 1334. doi: 10.3390/electronics9091334
14. Lo N.G., Soualhi A., Frini M., Razik H. Gear and bearings fault detection using motor current signature analysis. 2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2018, pp. 900-905. doi: 10.1109/ICIEA.2018.8397840
15. Sunder M.; Abishek R.; Sabarivelan S., Maiti M., Bingi K. Bearing Fault Detection in Induction Motors Using Line Currents. *ECTI Transactions on Electrical Engineering, Electronics, and Communications*, 2021, vol. 19(2), pp. 209–219. doi: 10.37936/ecti-eec.2021192.244163
16. Bouchikhi E.H., Choqueuse V., Amirat Y., Benbouzid M.E.H., Turri S. An Efficient Hilbert–Huang Transform-Based Bearing Faults Detection in Induction Machines. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2017, vol. 32(2), pp. 401-413. doi: 10.1109/tec.2017.2661541
17. Kompella K.D., Rao M.V.G., Rao R.S. Bearing fault detection in a 3 phase induction motor using stator current frequency spectral subtraction with various wavelet decomposition techniques. *Ain Shams Engineering Journal*, 2018, vol. 9(4), pp. 2427-2439. doi: 10.1016/j.asej.2017.06.002
18. Fournier E., Picot A., Regnier J., Yamdeu M.T., Andrejak J.-M., Maussion P. Current-Based Detection of Mechanical Unbalance in an Induction Machine Using Spectral Kurtosis with Reference. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, vol. 62(3), pp. 1879-1887. doi: 10.1109/tie.2014.2341561
19. Gyftakis K.N., Cardoso A.J.M., Antonino-Daviu J.A. Introducing the Filtered Park's and Filtered Extended Park's Vector Approach to detect broken rotor bars in induction motors independently from the rotor slots number. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, vol. 93, pp. 30-50. doi: 10.1016/j.ymssp.2017.01.046
20. Cruz MA. Marques Cardoso A.J. Rotor Cage Fault Diagnosis in Three-Phase Induction Motors by Extended Park's Vector Approach. *Electric Machines & Power Systems*, 2000, vol. 28(4), pp. 289-299. doi: 10.1080/073135600268261
21. Silva J., Cardoso A. Bearing failures diagnosis in three-phase induction motors by extended Park's vector approach. 31st Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2005, pp. 2591–2596. doi: 10.1109/IECON.2005.1569315
22. Caseiro J.A.A., Mendes A.M.S., Cardoso A.J.M. Fault diagnosis on a PWM rectifier AC drive system with fault tolerance using the average current Park's vector approach. 2009 IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEEE, 2009, pp. 695-701. doi: 10.1109/iemdc.2009.5075281
23. Curreri F., Patanè L., Xibilia M.G. Soft Sensor Transferability: A Survey. *Applied Sciences*, 2021, vol. 11(16), pp. 7710. doi: 10.3390/app11167710
24. Dybkowski M., Klimkowski K. Artificial Neural Network Application for Current Sensors Fault Detection in the Vector Controlled Induction Motor Drive. *Sensors*, 2019, vol. 19(3), pp. 571. doi: 10.3390/s19030571
25. Zhou X., Mao S., Li M. A Novel Anti-Noise Fault Diagnosis Approach for Rolling Bearings Based on Convolutional Neural Network Fusing Frequency Domain Feature Matching Algorithm. *Sensors*, 2021, vol. 21(16), pp. 5532. doi: 10.3390/s21165532
26. Mendes A.M.S., Cardoso A.J.M. Voltage source inverter fault diagnosis in variable speed AC drives, by the average current Park's vector approach. IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEEE, 1999, pp. 704-706. doi: 10.1109/iemdc.1999.769220
27. Muñoz-Aguilar R.-S., Rodríguez P., Dòria-Cerezo A., Candela I., Luna A. A sensor-less sliding mode control scheme for a stand-alone wound rotor synchronous generator under unbalanced load conditions. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, vol. 60, pp. 275-282. doi: 10.1016/j.ijepes.2014.03.003
28. Cornell E.P., Lipo T.A. Modeling and Design of Controlled Current Induction Motor Drive Systems. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1977, vol. 4, pp. 321-330. doi: 10.1109/tia.1977.4503414
29. Thomson W., Fenger M. Current signature analysis to detect induction motor faults. *IEEE Industry Applications Magazine*, 2001, vol. 7(4), pp. 26-34. doi: 10.1109/2943.930988
30. Fenger M., Lloyd B.A., Thomson W.T. Development of a tool to detect faults in induction motors via current signature analysis In *Proceedings of the 2003 IEEE-IAS/PCA Cement Industry Conference*. IEEE, 2003, pp. 37-46. doi: 2003-05-04/09
31. Khanaki R., MohdRadzi M.A., Marhaban M.H. Artificial neural network based maximum power point tracking controller for photovoltaic standalone system. *International Journal of Green Energy*, 2016, vol. 13(3), pp. 283-291. doi: 10.1007/s00500-021-05653-0
32. Muruganandam M., Madheswaran M. Stability analysis and implementation of chopper fed DC series motor with hybrid PID-ANN controller. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2013, vol. 11(5), pp. 966-975. doi: 10.1007/s12555-012-9209-y
33. Sancho-Asensio A., Orriols-Puig A., Golobardes Robust E. Robust on-line neural learning classifier system for data stream classification tasks. *Soft Computing*, 2014, vol. 18(8), 1441-1461. doi: 10.1007/s00500-014-1233-9
34. Liu L., Özsu M.T. In *Encyclopedia of Database Systems*. Springer Singapore, 2009. 765 p. doi: 10.1007/978-1-4614-8265-9
35. Evgeniou T., Pontil M. Support vector machines: Theory and applications. *Advanced Course on Artificial Intelligence*. Springer, 1999, pp. 249-257. doi: 10.1007/3-540-44673-7_12
36. Cunningham P., Delany S.J. k-Nearest neighbour classifiers-A Tutorial. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2021, vol. 54(6), pp. 1-25. doi: 10.1145/3459665
37. Bichurin M., Petrov R., Leontiev V., Semenov G., Sokolov O. Magnetolectric current sensors. *Sensors*, 2017, vol. 17(6), pp. 1271. doi: 10.3390/s17061271

Королёв Н.А., Жуковский Ю.Л., Котелева Н.И. Наблюдатель состояния подшипников асинхронного двигателя по компонентам векторов Парка тока и напряжения // *Электротехнические системы и комплексы*. 2022. № 2(55). С. 62-70. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2\(55\)-62-70](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2(55)-62-70)

Korolev N.A., Zhukovski Yu.L., Koteleva N.I. Bearing State Monitoring Device for an Asynchronous Motor by the Current and Voltage Park Vector Components. *Elektrotechnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2022, no. 2(55), pp. 62-70. (In Russian). [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2\(55\)-62-70](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2(55)-62-70)