

**П.Г. Криницин, С.В. Ченцов**

### **ОЦЕНКА СОСТОЯНИЯ СМАЗКИ ПОДШИПНИКОВ КАЧЕНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ АЛГОРИТМОВ КЛАССИФИКАЦИИ**

*Целью данной работы является решение проблемы внеплановых отказов подшипников качения, установленных на промышленном оборудовании, в результате их неправильного обслуживания в процессе эксплуатации. Известно, что до 50% всех внеплановых простоев промышленного оборудования происходит по причине разрушения подшипников. При этом основной причиной отказа подшипников являются нарушения режима смазки тел качения: избыточное и недостаточное количество смазочных материалов. Эти причины составляют до 36% от общего числа отказов подшипников. В процессе эксплуатации оборудования выявить и предупредить все проблемы со смазкой подшипников очень сложно, по причине большого разнообразия факторов, влияющих на их возникновение. Поэтому, актуальной задачей для исследования, становится разработка автоматизированной рекомендательной системы для управления сервисным обслуживанием промышленного оборудования, с контролем смазки подшипниковых узлов. В работе рассматривается метод классификации состояний подшипников в зависимости от их диагностических параметров: показателей виброскорости, виброускорения и температуры. С этой целью применяются алгоритмы классического машинного обучения: модели KNN, RandomForestClassifier и SVM. Для каждой модели определяются гиперпараметры, позволяющие достигать максимальных результатов во время обучения. В процессе проведения исследования выполнен анализ влияния каждого из диагностических параметров – признаков на показатели работы модели классификации. Понимание, какой показатель работы подшипника будет наиболее важным, позволит выбирать приборы контроля состояния оборудования на производственном предприятии осознанно, для решения конкретных производственных задач. Разработанный алгоритм позволяет качественно, с 98% точностью, производить оценку состояния смазки подшипников качения и выдавать рекомендации по проведению своевременного сервисного обслуживания оборудования. Модель - классификатор планируется использовать в составе комплекса по контролю за техническим состоянием оборудования, расширяя возможности диагностики: помимо сведений о вероятности отказа оборудования и прогнозных сроках службы, комплекс диагностики, совмещенный с предлагаемой моделью, позволит воздействовать на ходимость подшипников, путем улучшения качества их смазки.*

*Классификация; машинное обучение; метод опорных векторов SVM; случайный лес RFC; k-ближайших соседей KNN; точность; подшипник; смазка.*

**P.G. Krinitsin, S.V. Chentsov**

### **ASSESSMENT OF THE LUBRICATION CONDITION OF ROLLING BEARINGS USING CLASSIFICATION ALGORITHMS**

*The purpose of this work is to solve the problem of unscheduled failures of rolling bearings installed on industrial equipment as a result of their improper maintenance during operation. It is known that up to 50% of all unscheduled downtime of industrial equipment occurs due to bearing failure. In this case, the main reason for bearing failures is violations of the lubrication regime of the rolling elements: excessive and insufficient quantities of lubricants. These reasons account for up to 36% of the total number of bearing failures. During equipment operation, it is very difficult to identify and prevent all problems with bearing lubrication, due to the wide variety of factors influencing their occurrence. Therefore, an urgent task for research is the development of an automated recommendation system for managing the maintenance of industrial equipment, with control of the lubrication of bearing units. The paper discusses a method for classifying the states of bearings depending on their diagnostic parameters: indicators of vibration velocity, vibration acceleration and temperature. For this purpose, classical machine learning algorithms are used: KNN, RandomForestClassifier and SVM models. For each model, hyperparameters are determined to achieve maximum results during training. In the process of conducting the study, an analysis of the influence of each of the diagnostic parameters - signs on the performance of the classification model was carried out. Understanding which indicator of bearing performance will be the most important will allow you to choose equipment condition monitoring devices at a manufacturing enterprise consciously, to solve specific production problems. The developed algorithm allows us to qualitatively, with 98% accuracy,*

*assess the lubrication condition of rolling bearings and issue recommendations for timely maintenance of equipment. The classifier model is planned to be used as part of a complex for monitoring the technical condition of equipment, expanding diagnostic capabilities: in addition to information about the probability of equipment failure and predicted service life, the diagnostic complex, combined with the proposed model, will allow influencing the mileage of bearings by improving the quality of their lubrication.*

*Classification; machine learning; Support Vector Machine (SVM) method; Random Forest Classifier (RFC); k-nearest neighbors (KNN); accuracy; bearing; lubrication.*

**Введение.** По данным современных исследований, до 40% прибыли теряет в среднем промышленное предприятие на устранение последствий внеплановых простоев оборудования [1]. Учитывая, что состояние смазки подшипников играет в этих простоях доминирующую роль, необходимо обеспечить непрерывный контроль за её наличием в достаточном количестве в процессе эксплуатации. Смазка в подшипнике выполняет следующие функции [2]:

1. Образует между рабочими поверхностями упругую гидродинамическую пленку, защищающую тела качения, кольца и сепаратор от повреждений [3].
2. Снижает трение скольжения между телами качения подшипника.
3. Защищает подшипник от попадания загрязнений и образования коррозии;
4. Способствует эффективному охлаждению подшипника, способствуя распределению тепла.

Проблемы со смазкой в подшипниках возникают по различным причинам. Большое влияние оказывает человеческий фактор при проведении технического обслуживания оборудования. Оператор, производящий обслуживание, может нарушить регламент проведения смазки, восполняя ее недостаток в подшипнике в не регламентированных объемах или с не правильной периодичностью. При недостаточном количестве смазки в подшипнике увеличивается трение в подвижных элементах, происходит рост температуры, изменение рабочих зазоров между вращающимися телами [4, 5]. Что грозит полным разрушением подшипника и остановкой оборудования. При избыточном количестве смазки повышается сопротивление вращению элементов подшипника, создается избыточное давление что приводит к выходу из строя уплотнительной манжеты подшипника и попаданию загрязнений внутрь детали. В результате срок службы подшипника сокращается и становится трудно прогнозировать его остаточный ресурс по причине нелинейности протекающих в нем деструктивных процессов.

Немаловажное значение имеют и различные технические отклонения в работе оборудования (нарушена проходимость маслопровода, пресс-масленки подшипника из-за загрязнения технологической пылью), в результате чего подача смазки к подшипнику становится фактически невозможна. К организационным проблемам относятся те случаи, когда действующие на предприятиях нормативы по смазке оборудования уже не соответствуют реалиям производства, например в связи с изменением фактической производительности оборудования или условий его эксплуатации.

В последние два года наблюдается проблема, связанная с нестабильным качеством самих подшипников. Многие крупнейшие производители подшипниковой продукции покинули российский рынок: SKF, Timken и др., что связано с санкционной политикой иностранных производителей. По состоянию на 2009 г. соотношение производителей подшипников на мировом рынке представлено на рис. 1 [6]. Аналоги подшипников других производителей не всегда отличаются постоянством эксплуатационных свойств, в результате чего возникает потребность корректировать периодичность смазки оборудования для обеспечения приемлемого срока службы подшипниковых узлов.

Вышеизложенные обстоятельства объясняют потребность в разработке инструмента, позволяющий производить круглосуточный контроль за работой оборудования с автоматизацией процесса выдачи рекомендаций о проведении сервисного обслуживания подшипниковых узлов.

В статье будет рассмотрен процесс обучения модели классификации состояний подшипников, по результатам оценки их диагностических параметров.

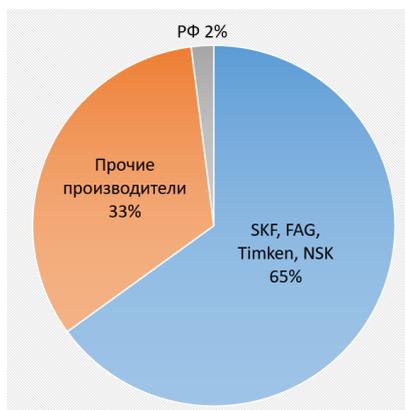


Рис. 1. Распределение производителей подшипников на мировом рынке

**Описание эксперимента.** Для проведения исследования использовался набор данных «Vibration analysis metrics of a ball bearing during different operational states», находящийся в свободном доступе на сайте Google datasetsearch. Маркированный набор данных предоставляет собой файл формата CSV и содержит показатели работы подшипника качества 6204. К ним относят характеристики вибрации: виброскорость ( $v$ -RMS), виброускорение ( $a$ -RMS), ударное виброускорение ( $a$ -Peak).

Целевая переменная – bearing state, характеризует работу подшипника в следующих режимах:

- 1) шарикоподшипник с уплотнением с рекомендуемым количеством смазки;
- 2) шарикоподшипник без уплотнения без смазки;
- 3) шарикоподшипник без уплотнения с избыточным количеством смазки.

В процессе исследования датасета был выполнен статистический анализ признаков для каждого значения целевого класса. Выявлены и удалены из обучающей выборки признаки с значительными отклонениями от среднестатистических показателей – выбросы (рис. 2).

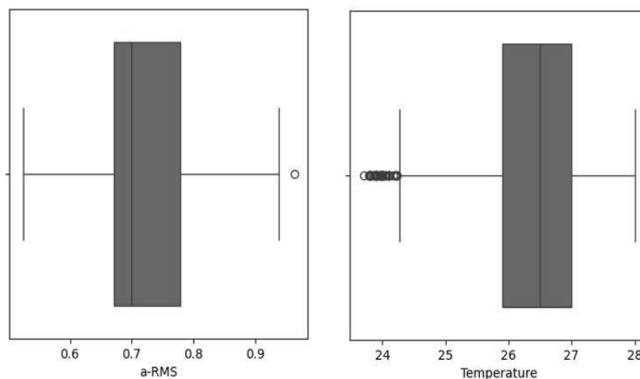


Рис. 2. Диаграммы рассеяния Boxplot

Показатели температуры были нормализованы для приведения ее к одной размерности с остальными признаками датасета с помощью библиотеки StandardScaler.

Отнесение целевой переменной к одному из заранее определенных классов – это задача классификации, поэтому для ее решения были использованы следующие базовые алгоритмы [7, 8], зарекомендовавшие себя в решении аналогичных задач: KNN, RandomForestClassifier, SVM [9, 10].

Метод К-ближайших соседей (K-Nearest Neighbors) основан на поиске кратчайшей дистанции между тестируемым объектом и ближайшими к нему классифицированными объектами из обучающего набора данных [11] (1):

$$a(u) = \operatorname{argmax}_{y \in Y} \sum_{i=1}^m [y(x_{i,u}) = y] * w(i, u), \quad (1)$$

где  $u$  – объект классификации,  $y$  – целевой класс,  $w(i, u)$  – весовая функция оценивающая степень важности  $i$ -го соседа.

$$w(i, u) = [i \leq k], \quad (2)$$

где  $k$  – целочисленное значение, характеризующее количество соседей (2).

В методе KNN выбор значения  $k$  очень важен. При маленьком значении  $k$  "шум" будет оказывать сильное воздействие на итоговый результат. Большое значение делает его затратным с точки зрения вычислений и противоречит основной идее KNN, что близкие точки могут иметь схожие плотности или классы [12]. Значение по умолчанию для количества  $k$ -соседей - 5 ближайших соседей. Графическим способом, с оценкой количества ошибок на каждой итерации, определено значение  $k$ -соседей = 4, при котором достигается максимальная точность модели.

В качестве метрики модели использовано расстояние Минковского [13] (3):

$$p(x, y) = (\sum_{i=2}^n |x_i - y_i|^p)^{\frac{1}{p}}, \quad (3)$$

где  $x, y$  – точки пространства, параметр  $p$  принят равным 2.

Классифицируемый объект будет относиться к тому классу, к которому принадлежит ближайший объект набора. Определение наиболее важных признаков, с точки зрения их влияния на предсказательную способность модели, производилось с помощью дисперсионного анализа по методу Anova – статистического метода, основанного на сравнении средних значений выборок данных между собой [14, 15]. Точность классификации по методу KNN составила 98,6% и 98,1% на тренировочных и тестовых результатах соответственно.

RandomForestClassifier (RFC) – этот классификатор разбивает данные на подмножества на основе различных критериев, так что у каждого подмножества образуется своя сортирующая категория. С каждым разделением количество объектов определённого критерия уменьшается [16]. Классификация подойдёт к концу, когда сеть дойдёт до подмножества только с одним объектом (4):

$$a(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i(X), \quad (4)$$

где  $a(x)$  – классификатор,  $N$  – количество деревьев,  $i$  – счетчик деревьев,  $b$  – решающее дерево,  $x$  – выборка данных.

Критичным параметром для деревьев решений, влияющим на точность модели, является глубина обучения – `max_depth`. В рамках исследования параметр `max_depth` принят равным 15. Определение параметра производилось с помощью инструмента `GridSearch()` библиотеки `scikit-learn`. Анализ значимости признаков производился с помощью встроенного метода `feature_importances`.

Точность классификации по методу RFC составила 100% и 98,2% на тренировочных и тестовых значениях соответственно

SVM – принцип работы алгоритма построен на предположении, что чем больше расстояние (зазор) между разделяющей гиперплоскостью и объектами разделяемых классов, тем меньше будет средняя ошибка классификатора (5) [17]:

$$a(\vec{x}) = \operatorname{sign}(\sum_{i=1}^c w_i X_i - b), \quad (5)$$

где  $\vec{x}$  – вектор значений признаков объекта,  $w_i, b$  – параметры гиперплоскости,  $c$  – константа.

С целью инициализации значимых признаков использован алгоритм Recursive feature elimination (RFE) – рекурсивный поиск и удаление признаков по значимости [18, 19].

Точность классификации по методу SVM составила 97,1% и 97,3% на тренировочных и тестовых значениях соответственно

**Результаты.** Все три модели показали удовлетворительный результат обучения и могут быть применены в качестве практической модели классификации подшипников по состоянию их смазки:

1. Модель RandomForestClassifier показала наиболее высокие результаты классификации как на тестовых, так и на тренировочных данных. На тестовых данных ее ошибка не превышает 2%;

2. Наиболее значимым признаком для предсказания целевой переменной "Bearing State" у всех трех моделей оказался признак V-rms – показатель виброскорости (м/с).

Результаты оценки важности признаков можно использовать для выбора наиболее подходящих для решения задачи классификации приборов диагностики, при оснащении ими промышленного оборудования, с целью дальнейшего применения алгоритмов классификации.

**Заключение.** В промышленности все большее значение уделяется вопросам автономной диагностики технического состояния оборудования [20]. На основе результатов показаний датчиков, установленных на оборудовании для контроля вибрации и температуры подшипниковых узлов, прогнозируются отказы оборудования и сроки ремонтов.

Предлагаемая модель позволяет расширить возможности использования диагностических данных, для решения задач оптимизации сервисного обслуживания, что позволит продлить сроки службы оборудования, путем корректировки объемов ремонта, в части повышения качества операции по смазке оборудования, производя ее в достаточном количестве и в требуемое время. Что, в конечном счете позволит сократить затраты на обслуживание оборудования с благодаря росту срока службы деталей.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Антонов В.С., Верзин В.А. Борьба с простоями как способ повышения экономической эффективности бизнеса // Экономика и жизнь. – 2021. – № 33. – URL: <https://www.economicsonline.ru/article/440363> (дата обращения: 16.04.2024).
2. Шеф С.П., Сакало В.И. Влияние смазочного материала на процессы, протекающие в подшипниках качения // Транспортное машиностроение. – 2016. – № 2. – С. 31-35.
3. Zhang X., Glovnea R., Morales-Espejel G.E., Félix-Quiñonez A. The Effect of Working Parameters upon Elastohydrodynamic Film Thickness Under Periodic Load Variation // Tribology Letters. – 2020. – Vol. 68, No. 2. – P. 1-10.
4. Zhang Sh., Jacobs G., Vafaei S. [et al.]. CFD investigation of starvation behaviors in a grease lubricated EHL rolling contact // Forschung im Ingenieurwesen. – 2023. – Vol. 87, No. 1. – P. 353-362.
5. Wandel S., Bader N., Glodowski Ja. [et al.]. Starvation and Re-lubrication in Oscillating Bearings: Influence of Grease Parameters // Tribology Letters. – 2022. – Vol. 70, No. 4. – P. 1-14.
6. Дрыночкин А.В., Аленина Е.Э., Тришкин А.Г. Анализ состояния российских предприятий подшипниковой подотрасли и смежных отраслей промышленности // Известия МГТУ «МАМИ». – 2012. – № 2 (14). – С. 8-13.
7. Бабаев А.М., Шемякина М.А., Ляшов М.В. Обзор классических методов машинного обучения в контексте решения задач классификации // Форум молодых ученых. – 2018. – № 11 (27). – С. 137-142.
8. Kumar Gupta K. Muzakkir S.M. A Model for Prediction of Outer Race Defects of Rolling Contact Bearing based on Vibration Data Using Machine Learning Algorithms // Tribology in Industry. – 2023. – Vol. 45, No. 4. – P. 676-685.
9. Kamiel B.P., Anjarico F., Sudarisman S. Deteksi cacat bantalan gelinding berbasis Algoritma decision trees Dan parameter Statistik // Jurnal Rekayasa Mesin. – 2023. – Vol. 14, No. 3. – P. 835-844.
10. Vishwendra M.A., Salunkhe P.S., Patil Sh.V. [et al.]. A Novel Method to Classify Rolling Element Bearing Faults Using K-Nearest Neighbor Machine Learning Algorithm // ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering. – 2022. – Vol. 8, No. 3.
11. Ульянов Н.В., Ахмедова Ш.А. Введение в анализ данных // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. – 2022. – № 2. – С. 357-359.
12. Yeray Mezquita, Ricardo S. Alonso, Roberto Casado-Vara, Javier Prieto & Juan Manuel Corchado. A Review of k-NN Algorithm Based on Classical and Quantum Machine Learning // Distributed Computing and Artificial Intelligence, Special Sessions, 17th International Conference. – 2020. – P. 189-198.

13. Стрюков Р.К., Шашкин А.И. О модернизации метода ближайших соседей // Вестник ВГУ, серия: системный анализ и информационные технологии. – 2015. – № 1. – С. 114-120.
14. Аннаева М., Атанасовска А. Однофакторный дисперсионный анализ: методы и применение в статистике // Всемирный ученый. – 2023. – № 9 (1). – С. 267-271.
15. Le Minh Nhut, Le Ha Dong Quan. Study on Chiller Fault Detection and Diagnosis Method Based on KNN Algorithm and ANOVA // International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research. – 2023. – P. 223-230.
16. Борисов П.Д., Косолапов Ю.В. Способ оценки схожести программ методами машинного обучения // Тр. Института системного программирования РАН. – 2022. – № 5 (34). – С. 63-75.
17. Cuentas S., Peñabaena-Niebles R., Garcia E. Support vector machine in statistical process monitoring: a methodological and analytical review // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2017. – Vol. 91, No. 1. – P. 485-500.
18. Nemat Saberi A., Belahcen A., Sobra Ja., Vaimann T. LightGBM-Based Fault Diagnosis of Rotating Machinery Under Changing Working Conditions Using Modified Recursive Feature Elimination // IEEE Access. – 2022. – Vol. 10. – P. 81910-81925.
19. Escanilla N.S., Hellerstein L., Kleiman R., Kuang Z., Shull J.D., Page D. Recursive Feature Elimination by Sensitivity Testing // 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. – 2018. – P. 40-47.
20. Пырко С.А., Митюгло А.М., Ииметьев Е.Н. Автономные измерительные модули для систем диагностики электродвигателей // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. – 2020. – Т. 18, № 1. – С. 80-89.

#### REFERENCES

1. Antonov V.S., Verzin V.A. Bor'ba s prostoyami kak sposob povysheniya ekonomicheskoy effektivnosti biznesa [Combating downtime as a way to increase the economic efficiency of business], *Ekonomika i zhizn'* [Economics and Life], 2021, No. 33. Available at: <https://www.eg-online.ru/article/440363> (data obrashcheniya: 16.04.2024).
2. Shets S.P., Sakalo V.I. Vliyanie smazochnogo materiala na protsessy, protekayushchie v podshpinnikakh kacheniya [The influence of lubricant on the processes occurring in rolling bearings], *Transportnoe mashinostroyeniye* [Transport engineering], 2016, No. 2, pp. 31-35.
3. Zhang X., Glovnea R., Morales-Espejel G.E., Félix-Quiñonez A. The Effect of Working Parameters upon Elastohydrodynamic Film Thickness Under Periodic Load Variation, *Tribology Letters*, 2020, Vol. 68, No. 2, pp. 1-10.
4. Zhang Sh., Jacobs G., Vafaei S. [et al.]. CFD investigation of starvation behaviors in a grease lubricated EHL rolling contact, *Forschung im Ingenieurwesen*, 2023, Vol. 87, No. 1, pp. 353-362.
5. Wandel S., Bader N., Glodowski Ja. [et al.]. Starvation and Re-lubrication in Oscillating Bearings: Influence of Grease Parameters, *Tribology Letters*, 2022, Vol. 70, No. 4, pp. 1-14.
6. Drynochkin A.V., Alenina E.E., Trshkin A.G. Analiz sostoyaniya rossiyskikh predpriyatiy podshpinnikovoy podotrasli i smezhnykh otrasley promyshlennosti [Analysis of the state of Russian enterprises in the bearing sub-industry and related industries], *Izvestiya MGTU «MAMI»* [News of MSTU "MAMI"], 2012, No. 2 (14), pp. 8-13.
7. Babaev A.M., Shemyakina M.A., Lyashov M.V. Obzor klassicheskikh metodov mashinnogo obucheniya v kontekste resheniya zadach klassifikatsii [Review of classical machine learning methods in the context of solving classification problems], *Forum molodykh uchenykh* [Forum of Young Scientists], 2018, No. 11 (27), pp. 137-142.
8. Kumar Gupta K. Muzakkir S.M. A Model for Prediction of Outer Race Defects of Rolling Contact Bearing based on Vibration Data Using Machine Learning Algorithms, *Tribology in Industry*, 2023, Vol. 45, No. 4, pp. 676-685.
9. Kamiel B.P., Anjarico F., Sudarisman S. Deteksi cacat bantalan gelinding berbasis Algoritma decision trees Dan parameter Statistik, *Jurnal Rekayasa Mesin*, 2023, Vol. 14, No. 3, pp. 835-844.
10. Vishwendra M. A., Salunkhe P.S., Patil Sh.V. [et al.]. A Novel Method to Classify Rolling Element Bearing Faults Using K-Nearest Neighbor Machine Learning Algorithm, *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering*, 2022, Vol. 8, No. 3.
11. Ulyanov N.V., Akhmedova Sh.A. Vvedenie v analiz dannykh [Introduction to data analysis], *Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavтики* [Current problems of aviation and astronautics], 2022, No. 2, pp. 357-359.
12. Yeray Mezquita, Ricardo S. Alonso, Roberto Casado-Vara, Javier Prieto & Juan Manuel Corchado. A Review of k-NN Algorithm Based on Classical and Quantum Machine Learning, *Distributed Computing and Artificial Intelligence, Special Sessions, 17th International Conference*, 2020, pp. 189-198.

13. Stryukov R.K., Shashkin A.I. O modernizatsii metoda blizhayshikh sosedey [On the modernization of the nearest neighbors method], *Vestnik VGU, seriya: sistemnyy analiz i informatsionnye tekhnologii* [Vestnik VSU, series: system analysis and information technologies], 2015, No. 1, pp. 114-120.
14. Annaeva M., Atanapesova A. Odnofaktornyy dispersionnyy analiz: metody i primeneniye v statistike [One-factor analysis of variance: methods and application in statistics], *Vsemirnyy uchenyy* [World Scientist], 2023, No. 9 (1), pp. 267-271.
15. Le Minh Nhut, Le Ha Dong Quan. Study on Chiller Fault Detection and Diagnosis Method Based on KNN Algorithm and ANOVA, *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2023, pp. 223-230.
16. Borisov P.D., Kosolapov Yu.V. Sposob otsenki pokhozhesti programm metodami mashinnogo obucheniya [A method for assessing the similarity of programs using machine learning methods], *Tr. Instituta sistemnogo programmirovaniya RAN* [Proceedings of the Institute of System Programming of the Russian Academy of Sciences], 2022, № 5 (34), pp. 63-75.
17. Cuentas S., Peñabaena-Niebles R., Garcia E. Support vector machine in statistical process monitoring: a methodological and analytical review, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, Vol. 91, No. 1, pp. 485-500.
18. Nemat Saberi A., Belahcen A., Sobra Ja., Vaimann T. LightGBM-Based Fault Diagnosis of Rotating Machinery Under Changing Working Conditions Using Modified Recursive Feature Elimination, *IEEE Access*, 2022, Vol. 10, pp. 81910-81925.
19. Escanilla N.S., Hellerstein L., Kleiman R., Kuang Z., Shull JD, Page D. Recursive Feature Elimination by Sensitivity Testing, *17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, 2018, pp. 40-47.
20. Pyrko S.A., Mitioglo A.M., Ishmet'ev E.N. Avtonomnye izmeritel'nye moduli dlya sistem diagnostiki elektrodvigateley [Autonomous measuring modules for electric motor diagnostic systems], *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova* [Bulletin of Magnitogorsk State Technical University named after. G.I. Nosova], 2020, Vol. 18, No. 1, pp. 80-89.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Ю.А. Кравченко.

**Креницин Павел Геннадьевич** – ООО «ИСО» филиал в г. Братск; e-mail: alfa\_reklama@mail.ru; г. Братск, Россия; тел.: +79501228427; аспирант; менеджер по надежности.

**Ченцов Сергей Васильевич** – Сибирский федеральный университет; e-mail: schentsov@sfu-kras.ru; г. Красноярск, Россия; тел.: +73912912235; кафедра систем автоматизации, автоматизированного управления и проектирования; д.т.н.; профессор.

**Krinitzin Pavel Gennadievich** – LLC "ISO" branch in Bratsk; e-mail: alfa\_reklama@mail.ru; Bratsk, Russia; phone: +79501228427; postgraduate student; reliability manager.

**Chentsov Sergey Vasilievich** – Siberian Federal University; e-mail: schentsov@sfu-kras.ru; Krasnoyarsk, Russia; phone: +73912912235; the Department of Systems Automation, Automated Control and Design; dr. of eng. sc.; professor.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2024-3-98-107

**В.В. Курейчик, А.Ю. Халенков**

## **КОМБИНИРОВАННЫЙ ПОИСК ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ДВУМЕРНОЙ УПАКОВКИ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ФИГУР СЛОЖНЫХ ФОРМ**

*Рассмотрена задача двумерной упаковки геометрических фигур сложных форм. Задачи данного класса отнесены к классу NP-трудных проблем комбинаторной оптимизации. Помимо этого, упаковка фигур сложных геометрических форм, является одним из наиболее сложных подтипов задачи двумерной упаковки. В связи с этим необходима разработка эффективных эвристических подходов к решению данной задачи. В статье дана постановка задачи, описаны ее основные особенности, приведены ограничения и условия характерные для данного подтипа задачи двумерной упаковки. Описан критерий для подсчета эффективности решения. Для решения данной задачи в статье предлагается архитектура комбинированного поиска, состоящая из двух метаэвристических вычислительных алгоритмов. В данной архитектуре в качестве оптимизационных методов были реализованы модифицированный генетический и роевой мультиагентный биоинспирирован-*