ГИАБ. Горный информационно-аналитический бюллетень /
MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin, 2024;(9):160-180
ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ / ORIGINAL PAPER

УДК 622.232.8: 519.179 DOI: 10.25018/0236_1493_2024_9_0_160

КОНЦЕПЦИЯ ПРОГНОЗА ОТКАЗОВ ГОРНОТРАНСПОРТНОГО ОБОРУДОВАНИЯ НА ОСНОВЕ СЕТЕВОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

И.В. Зырянов[1], К.А. Непомнящих[1], А.И. Труфанов[1], В.А. Храмовских[1], А.Н. Шевченко[1]

[1] Иркутский национальный исследовательский технический университет, Иркутск, Россия, e-mail: nka@istu.edu

Аннотация: Рассмотрена разработка сетевой модели прогнозирования отказов карьерного автотранспорта в процессе эксплуатации. Модель опирается на статистические данные о сбоях и сетевой анализ данных, поступающих с датчиков состояния горных машин. Исследование направлено на снижение аварийных простоев в горнодобывающей отрасли посредством применения современных информационно-коммуникационных технологий. Рассматриваются современные методы обработки временных рядов, такие как преобразование Фурье, вейвлет-анализ и фрактальный анализ. Применение сетевого анализа позволяет выявить метрики, чувствительные к изменениям состояния оборудования, что способствует точному прогнозированию времени возможных отказов. Предложенная модель прогноза направлена на сокращение аварийных простоев и повышение эффективности работы оборудования. Также описаны алгоритмы превращения временных рядов в сетевые структуры, включая графы видимости, что обеспечивает наглядность и точность анализа. Планируется пилотное внедрение этой модели для дальнейшей оптимизации и мониторинга ключевых узлов карьерных самосвалов, что станет важным шагом в развитии цифровизации процессов обслуживания горного оборудования.

Ключевые слова: надежность горных машин и оборудования, цифровизация, цифровой двойник, цифровой сигнал, сетевой анализ временных рядов, сетевые маркеры работоспособности оборудования, прогнозирование отказов, карьерные самосвалы, двигатель внутреннего сгорания (ДВС).

Для цитирования: *Зырянов И. В., Непомнящих К. А., Труфанов А. И., Храмовских В. А., Шевченко А. Н.* Концепция прогноза отказов горнотранспортного оборудования на основе сетевого анализа данных // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2024. – № 9. – С. 160–180. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_9_0_160.

Concept of mining haulage equipment failure prediction based on network analysis

I.V. Zyryanov[1], K.A. Nepomnyashchikh[1], A.I. Trufanov[1], V.A. Khramovskikh[1], A.N. Shevchenko[1]

[1] Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia, e-mail: nka@istu.edu

Abstract: The article discusses development of a network model for predicting failures of dump trucks in open pit mining. The model uses failure statistics and the network analysis of data from sensors mounted on the machines. The study aims at reduction of emergency downtimes

© И.В. Зырянов, К.А. Непомнящих, А.И. Труфанов, В.А. Храмовских, А.Н. Шевченко. 2024.

in mining using advanced information and communication technologies. The modern methods of time series processing, such as the Fourier Transform, wavelet analysis and fractal analysis. The application of the network analysis allows finding metrics sensitive to the change in equipment condition, which favors accurate prediction of time of probable failures. The proposed prediction model aims to reduce emergency downtimes and enhance equipment efficiency. The algorithms of transformation of time series to network structures, including visibility graphs, which ensures demonstrativeness and precision of the analysis are described. The pilot introduction of the model is planned with a view to monitoring and optimizing key units of dump trucks as an important step in digitization of mining equipment maintenance.

Key words: reliability of mining machines and equipment, digitalization, digital twin, digital signal, network analysis of time series, network markers of equipment capabilities, failure prediction, open pit mine dump trucks, internal combustion engine.

For citation: Zyryanov I. V., Nepomnyashchikh K. A., Trufanov A. I., Khramovskikh V. A., Shevchenko A. N. Concept of mining haulage equipment failure prediction based on network analysis. *MIAB. Mining Inf. Anal. Bull.* 2024;(9):160-180. [In Russ]. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_9_0_160.

Введение

Горнодобывающая отрасль сталкивается с рядом вызовов, которые определяют ее текущее развитие и достижение технико-экономических результатов. Комплексный подход к решению теоретических и практических задач в горном деле с применением принципов Индустрии 4.0 является основополагающим. В ближайшие годы открытый способ добычи ресурсов останется наиболее важным с точки зрения экономики и безопасности благодаря следующим преимуществам: экономическая эффективность, безопасность, рациональное использование ресурсов, улучшение экологической среды и ускоренный ввод в эксплуатацию [1].

Статистическая информация, предлагаемая во множественных источниках, указывает на то, что за последние десятилетия значительных успехов в снижении значений такого важного показателя эффективности в горном производстве, как время простоя основного оборудования, добиться не удалось. Частично препятствуют этому низкие темпы обновления техники. Но не менее значимым на пути к сокращению числа отказов горных машин должно явиться использование новых систем анализа режимов их эксплуатации и своевременного выявления критического состояния. Здесь перспективным видится внедрение ИТ-инструментов, прогнозирования отказов на основе анализа технического состояния горного оборудования [1, 2].

Необходимо отметить, что на сегодняшний день в качественных моделях прогноза испытывают потребность многие отрасли, в том числе и горнодобывающая промышленность [3, 4]. В связи с текущей геополитической обстановкой, в условиях которой наблюдается массовый уход с российского рынка западных компаний, поставляющих горную технику и занимающихся техническим и сервисным обслуживанием, возникает потребность в создании отечественных инструментов для прогноза остаточного ресурса и контроля технического состояния горных машин и оборудования.

В теории надежности важное значение придается решению задач по предска-

занию отказов оборудования, особенно на этапе его эксплуатации в конкретных условиях. Оценка и прогнозирование остаточного ресурса важны для организации технического обслуживания и ремонта. Со второй половины XX в.техническое обслуживание в горной промышленности чаще всего основывалось на системе планово-предупредительного ремонта (ППР). Эта система была создана на основе усреднения статистических данных по всему горнодобывающему сектору для идентичного оборудования. Для централизованной экономики этот подход был адекватным и прогрессивным, позволяя регламентировать объем и время проведения ремонтных работ для большого количества аналогичных горных машин, а также создавать необходимый запас деталей и компонентов. Однако такой подход не учитывает различную степень износа каждой отдельной единицы оборудования, горно-геологические условия его эксплуатации, знакопеременные нагрузки и различные уровни износа, что в итоге приводит к перерасходу материальных ресурсов.

Поэтому дальнейшие исследования в области минимизации отказов горнотранспортного оборудования являются актуальными, так как на их основании можно принять правильное решение о необходимости вывода его в ремонт либо о продлении эксплуатации на определенный период [1 — 3].

Подобные исследования невозможны без использования новейших технологий, в первую очередь предоставляемых в перспективе глобального перехода множественных сфер современного общества на цифровые технологии [5 — 8].

Материалы и методы исследования

В рамках сотрудничества горнодобывающих компаний и ИРНИТУ по направлению надежности горных машин и оборудования принято решение о разработке автоматизированной системы контроля и прогноза работоспособности основных узлов и агрегатов карьерных автосамосвалов, основываясь на статистических данных датчиков, отслеживающих работоспособность машин с целью снижения аварийных (внеплановых) простоев.

В ответ на современные цифровые вызовы тщательно проанализированы методы и подходы в сфере информационных технологий, потенциально полезные для планируемой разработки.

В настоящее время на предприятиях горной промышленности современные технологии позволяют оперировать оцифрованными данными, поэтому принципиальным при построении эффективной модели функционирования узлов и агрегатов является анализ оцифрованного сигнала и сопутствующий прогноз поведения системы, процесса, объекта.

Среди современных методов анализа сигналов (временных рядов), имеющих значительный потенциал в данной предметной области, следует выделить преобразование Фурье [9], вейвлет-анализ [10, 11], фрактальный (мультифрактальный) анализ [12 — 14], рекуррентный анализ [15], искусственные нейронные сети [16 — 19], обнаружение разладки с последующей сегментацией [20 — 22]. Однако ни в одном из перечисленных методов не отмечается одновременно с высоким качеством анализа сигнала такие важные достоинства, как простота, низкая трудоемкость и непродолжительный период реализации, что в значительной степени ограничивает их практическое применение.

Для решения многих проблем с анализом данных различной природы в последние четверть века были разработаны новые уникальные методы, базирующиеся на использовании комплексных сетей.

Комплексные сети

В этом подходе к расчету и анализу связей между различными участниками (акторами) взаимодействия в таких сущностях, как объекты, процессы и системы, используется их математическое описание на основе современной науки о сетях [20], вовлекающей в обработку данных теорию графов, линейную алгебру и теорию вероятностей, а также фрактальную геометрию, специальные разделы топологии.

Первоначально задачи о поиске самонепересекающегося маршрута, пролегающего через кенигсбергские мосты (Л. Эйлер), стимулировали зарождение дискретной математики — теории графов. Более сотни лет назад теория нашла удачное применение в электротехнике — при разработке электрических схем, а также в химии — при построении молекулярных структур. Решения, как правило, находятся через расчет и последующее сравнение графовых метрик для исследуемой и эталонной структур.

Не перегружая рассуждения математической строгостью, обычно граф определяют как пару $G = (V, E)$, где V — множество вершин, E — множество ребер.

Удобно и просто описать граф через матрицу смежности A. Граф, обладающий n вершинами ($n = |V|$), имеет матрицу смежности размером $n \times n$. При этом существование ребер графа, связывающих его вершины, определяется элементами A_{ij} матрицы:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если вершины } i, j \text{ связаны} \\ & \text{между собой ребром;} \\ 0, & \text{в ином случае.} \end{cases}$$

Это выражение годится для простейшего случая: когда граф не имеет петель и кратных ребер, а сами ребра идентичны.

Традиционно каждая вершина графа характеризуется «важностью» или центральностью: степенной, по близости, мостовой, по собственному вектору, Каца, Page Rank и др. [23]. Наиболее простая и интуитивно понятная центральность вершины i — степенная, определяемая числом инцидентных ей ребер k_i. Степень вершины:

$$k_i = \sum_{i=1}^{n} A_{ij} . \qquad (1)$$

Базовыми метриками, характеризующими граф и используемыми для сравнения различных графов, являются:

- степень графа (число вершин или, что-то же самое, мощность множества вершин) $n = |V|$;
- его размер (число ребер или мощность множества ребер) $m = |E|$;
- диаметр $D(G)$ — наибольшее расстояние между двумя его вершинами $\max(l_{ij})$, где l_{ij} — расстояние между вершинами i и j, $i, j \in V$;
- степенное распределение $p(k)$;

средняя степень:

$$\langle k \rangle = \frac{1}{n} \sum\nolimits_{i=1}^{n} k_i , \qquad (2)$$

плотность ρ, величина которой определяется как

$$\rho = \frac{2m}{n(n-1)} , \qquad (3)$$

средний кратчайший путь (средняя длина пути, среднее кратчайшее расстояние, среднее геодезическое расстояние):

$$\langle l \rangle = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j} l_{ij} , \qquad (4)$$

средний коэффициент кластеризации (средняя транзитивность) $\langle C \rangle$:

$$\langle C \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1} C_i , \qquad (5)$$

где

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} . \qquad (6)$$

Нельзя не отметить, что в теории графов наблюдается обилие терминов для одного и того же понятия.

Регулярные графы

Даже самые простые графовые конструкции — регулярные — использовались и используются для аналитических и практических целей. Регулярным графом называется связный граф, все вершины которого имеют одинаковую степень k. Так, регулярные графы находили свое приложение в области кристаллографии и химии кристаллов [24], оказавшись полезными при изучении природы связей в кристаллах.

Средняя длина пути в регулярном графе оценивается как $<l> \sim n^{1/d}$, где d — размерность пространства (для линейной цепи $d = 1$, для решетки на плоскости $d = 2$, для объемной решетки $d = 3, \ldots$).

Случайные графы

Системные задачи постепенно усложнялись, и дополнительное понимание структурных свойств объектов и процессов природы и общества открылось через работы П. Эрдеша (Paul Erdős) и А. Реньи (Alfréd Rényi) из области случайных графов (50—60-е годы XX в.).

Случайные графы характеризуются распределением степеней $P(k)$, подчиняющимся закону Пуассона:

$$P(k)=e^{-\langle k\rangle}\frac{\langle k\rangle^{k}}{k!}. \qquad (7)$$

Характерно, что средняя длина пути в таком графе $\sim \ln(n)/\ln(<k>)$ [25]. Средний коэффициент кластеризации $<C> = <k>/n$, что расходится с наблюдаемыми значениями $<C>$ в реальных сетях. Примером понимания и анализа систем является трактовка износа сети дорог и ее надежности в модели Эрдеша–Реньи [26].

Обращаясь к изучению реальных, все более сложных систем (и по объему элементов и по характеру их взаимосвязей — топологии), исследователи осознали, что непосредственное построение графовой модели системы и ее анализ становится немыслимо запутанным и сложным. Накопленные к новому тысячелетию экспериментальные и подготовленные теоретические результаты теории графов, линейной алгебры, теории вероятностей, фрактальной геометрии и др. позволили резко перевести исследовательский взгляд специалистов многих дисциплин в сторону сетевого анализа. То есть в первоначальную схему системных исследований вводится самостоятельный элемент — построение сетевой модели (рис. 1). Более того, ориентируясь не только на теоретические результаты, но и на большее практическое использование сетевого представ-

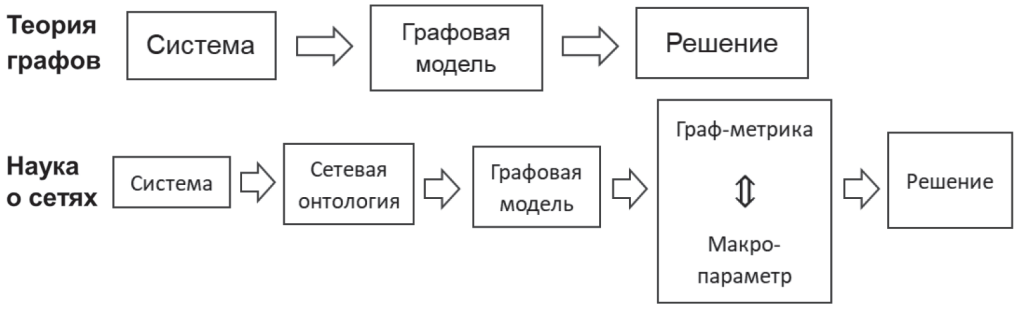

Рис. 1. Схемы моделирования исследуемых систем
Fig. 1. Modeling schemes of the studied systems

ления систем, необходимым компонентом схемы становится выявление зависимости сетевых (графовых) метрик и измеряемых макроскопических параметров системы.

Заявив о себе публикацией А-Л. Барабаши и Р. Альберт в 1999 г. [27], современное сетевое направление исследований с термином «комплексные сети» за последние почти два десятилетия стало «модным».

Характерно, что современную сетевую парадигму обычно увязывают как с комплексными сетями (сетями малого мира и безмасштабными), так и с именем А.-Л. Барабаши (Albert-László Barabási). По определению, регулярные сети и случайные сети относят к сетям с тривиальной топологией. При этом сети, обладающие нетривиальной топологией, называют сетями комплексными, которые представлены в настоящее время двумя группами моделей — сетями малого мира и сетями безмасштабными.

Терминология

Безусловно, науку о сетях следует рассматривать как междисциплинарную предметную область, но одновременно желательно провести границу с дискретной математикой. Этот «водораздел» касается в т.ч. терминологии; так, если речь идет о сетях, для них корректнее использовать понятия «узлы», «связи», «связность узла» и т.д. (ср. «вершины», «ребра», «степень вершины» в графах и графовых моделях сетей или «сайты», «связи» в теории перколяции). Такой разнобой терминов характерен, постоянно присутствует в большинстве работ, представленных самыми известными специалистами, зачастую с оговорками о взаимозаменяемости понятий.

Сети малого мира

Сети малого мира обладают следующим важным свойством: в них средняя длина пути $<l>$ (как и диаметр D) логарифмически зависит от размера сетевой структуры n. В таком определении мира «малый» означает, что $<l>$ увеличивается $\sim\ln(n)$, а не $\sim n$ или некоторой степени n. Это свойство наблюдается в социальном взаимодействии, в образуемых социальных сетях: в них каждый связан с другим участником достаточно коротким путем. Для всемирной сети *WWW* средняя длина пути увеличивается с размером самой сети как $<l> = 0{,}35 + 0{,}89\ln(n)$.

Другое свойство заключается в существовании множества циклов — треугольников: другими словами, если узел i связан ребрами с узлами j и k, то с высокой вероятностью узлы j и k также имеют прямую связь.

Распределение связности сетей малого мира подобно распределению для случайных сетей, причем пик наблюдается для значений $k = <k>$.

Безмасштабные сети

В большинстве своем исследования сетей направлены на поиск взаимосвязи между размером сети и такими метриками графа, как длина пути и распределение степени (связности). Было установлено, что безмасштабные сети, во-первых, обладают степенным распределением связности $p(k) \sim k^{-\gamma}$ $(2 < \gamma < 3)$ (что наблюдается в большинстве реальных сетей) (рис. 2). Во-вторых, они отображают зависимость среднего пути как $\sim\ln(n)/\ln(\ln(n))$, что отличается от обычного логарифмического масштабирования для сетей малого мира и случайных сетей, тем не менее, оставляя явную зависимость от размера сети n.

Сетеподобные сущности

Изначально основное внимание исследователей было обращено на изучение топологии таких сетевых систем, как биологические, социальные и технологические (транспортные и связи).

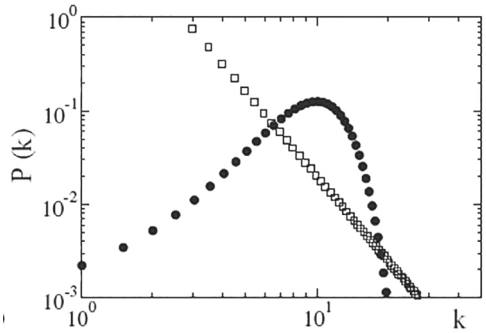

Рис. 2. Сравнение распределений связности для случайных (●) и безмасштабных (□) сетей в двойном логарифмическом масштабе [23]

Fig. 2. Comparison of connectivity distributions for random (●) and scale-free (□) networks on a double logarithmic scale [23]

Вот для таких сетеподобных объектов применимы и используются модели — малого мира и безмасштабные (рис. 3), как классические, предложенные (Watts, Strogats и Barabasi-Albert соответственно, так и их разнообразные вариации.

Топология сетей, сопутствующих несетеподобным данным. Временные ряды

Что касается пространственных и временных рядов — плохо структурированных или неструктурированных несетеподобных сущностей, их сетевые интерпретации очень разнообразны. Исследователи сталкиваются со сложной проблемой, разрабатывая или выбирая алгоритм трансформации рядов в сети, задумываясь о схеме применения этого алгоритма. Основные работы в этом направлении посвящены медицинской тематике, изучению природных явлений и финансовых рынков. Реже можно найти примеры использования комплексных сетей в анализе временных рядов инженерных данных.

Принципиальный момент настоящего исследования основан на предположении, что любой сложной системе, процессам в ней может быть дано сетевое описание (онтология), построены сетевые модели и предложены сетевые мет-

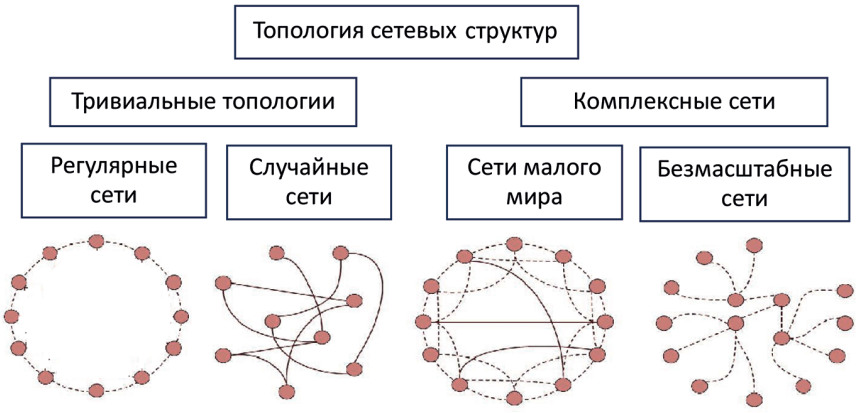

Рис. 3. Классификация сетевой топологии

Fig. 3. Classification of network topology

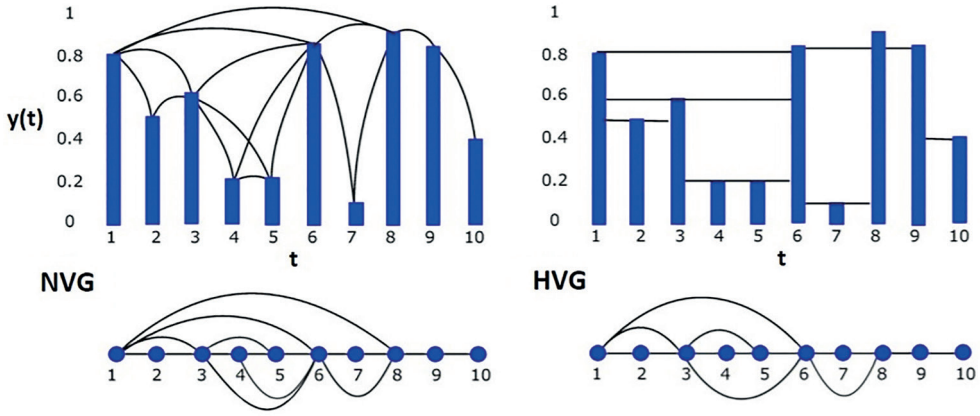

Рис. 4. Схема, иллюстрирующая преобразование временного ряда в комплексную сеть с использованием алгоритмов графов видимости — NVG и HVG [31]

Fig. 4. A diagram illustrating the transformation of a time series into a complex network using NVG and HVG visibility graph algorithms [31]

рики, отражающие реально фиксируемые макроскопические параметры и явления, определяющие работоспособность узла или устройства. При этом реальным неструктурированным данным системы дается сетевая трактовка и осуществляется их перевод — трансформирование в сети, т.е. «сетевизация» (создаются сетевые отпечатки). Подобная феноменология — работа в сетевом пространстве — позволяет детализировать существующие представления о сигналах — временных рядах, фиксирующих параметры конкретных механизмов, выявить сложные скрытые связи, предоставить новые возможности, недоступные для традиционных естественных дисциплин.

Итак, эти методы предусматривают конвертирование сигналов в комплексные сети, последние подвергаются анализу мощными математическими инструментами, что обеспечивает понимание сути исходных сигналов.

В большинстве своем методы используют известные алгоритмы графов прямой (NVG) [28] и горизонтальной видимости (HVG) [29] и их модификаций, например, MLPHVG [30].

Онтология (описание процесса) трансформации временного ряда в сети, основанных на алгоритмах графов видимости предусматривает определение сетевого узла как точки на шкале времени, точки, для которой фиксируется исследуемый параметр. Если сигнал имеет аналоговую форму, то он предварительно оцифровывается. Достоинством алгоритмов графов видимости является их наглядность и интуитивная простота. С их помощью устанавливаются связи между отдельными узлами (точками на временной шкале) (рис. 4).

Так, каждый отсчет временного ряда представляет собой узел, логика наведения связей определяется следующими условиями:

$\frac{y_j - y_k}{j-k} > \frac{y_j - y_i}{j-i}$ для алгоритма NVG и $y_j, y_j > y_k, \forall k | i < k < j$ для алгоритма HVG, i, j, k — номера узлов (точек на шкале времени).

Очевидно, что алгоритм NVG обеспечивает сеть большим количеством связей, нежели алгоритм HVG. Работоспособный алгоритм графа горизонтальной видимости можно считать эта-

лонным. Любой вновь разработанный алгоритм обычно сравнивается с HVG.

Естественно, что для специфической сущности — системы, объекта, процесса, данных требуется тщательный выбор, последующая подгонка алгоритма к конкретной задаче, или разработка нового алгоритма.

Также новые методы опираются на модели конвертирования временных рядов, развитых в многослойном видении анализа звуковых сигналов [32].

Системный обзор большинства существующих методов преобразования временных рядов в сети представлен в [33]. Авторы обзора отмечают, что хотя эта область исследований еще совсем юная, она содержит в себе огромный потенциал. Неудивительно, что методы анализа временных рядов (сигналов), использующие комплексные сети, постоянно развиваются и совершенствуются [34—36].

Отметим, что сети по определению являются динамическими сущностями, в отличие от классических графов, представляющих собой статические снимки. Для выявления динамики обычно производится сравнение сетевых структур, восстановленных (конвертированных) из временного ряда на заданном временном отрезке. Этот временной отрезок выбирается исходя из производственного или медицинского цикла, это вполне может быть смена, отработанная одним водителем карьерного самосвала, сутки — в случае лечения госпитализированного больного, год — для просмотра.

Трансформация временного ряда в комплексную сеть не является самоцелью. Как указано на рис. 1, в схеме сетевого анализа сигнала необходимо установить связь между сетевой метрикой (метрикой графа) и оцениваемым на практике явлением или его параметром (развитие болезни, снижение работоспособности узла или механизма и т.п.). Безусловно, в качестве метрики должна выбираться наиболее чувствительная к оцениваемому параметру.

Чувствительность

Каждый наблюдаемый параметр имеет свою чувствительность к введению новых или удалению старых связей в сети. Эта чувствительность зависит от выбора алгоритма конвертирования данных в сеть, сказываясь на чувствительности той или иной метрики сети [37]. Чувствительность модели (алгоритма) и чувствительность метрики определяются тем, насколько малые изменения наблюдаемого параметра приводят к значительным изменениям топологии сети (например, добавление/удаление связей) и большим изменениям в значениях метрики (большим значениям $||\Delta\ \mu||$), в зависимости от сети и задачи анализа необходимо выбрать определенный набор метрик или одну. Отслеживание изменений значимой метрики как свидетельства ее тренда, а значит и связанного с ней наблюдаемого макроскопического (измеряемого, наблюдаемого) практического параметра, является основой прогноза изменений самого параметра. Следует отметить, что усредненные по сети (графу) метрики, безусловно, ключевые в разработке системы прогнозирования. Однако детальное изучение отдельных узлов в сети со специфическими характеристиками также может подвести к мысли о внимании к таким узлам для использования их в качестве маркеров возникновения нарушений в инженерной системе.

К одному из недостатков метода можно отнести необходимость глубокого проникновения в содержание предметной области исследования и ее специфику при разработке сетевой онтологии и последующего создания модели, позволяющей проводить необходимый

анализ сигналов с ощутимым практическим результатом. Проводя исследовательские и опытно-конструкторские работы с использованием комплексных сетей исполнителям невозможно обойтись формальными алгоритмами и инструментами. Сам по себе метод ориентирован на кросс-дисциплинарные, в значительной степени коллективные усилия разработчиков, что может натолкнуться на организационные проблемы.

Несомненное достоинство сетевого подхода, которое является продолжением указанного выше недостатка, — это его изначальная междисциплинарность, с внутренней способностью, используя общий язык (без применения понятий и терминов специальной математики) и впечатляющую визуализацию, без потери строгости донести красоту и глубокий смысл сетевых моделей для специалистов смежных и иных областей, вместе с ними внести корректировки и дополнения.

Результаты исследования

В настоящей работе основой для разработки модели прогнозирования отказов был выбран сетевой подход анализа данных на основе комплексных сетей. Целью исследования является установление взаимосвязи между отказами и временными рядами сигналов датчиков, фиксирующих параметры систем горных машин и оборудования, для прогнозирования момента наступления отказа на основе разработанных сетевых моделей показателей работоспособности горных машин.

В качестве исходных данных для анализа используются показатели датчиков карьерных автосамосвалов, которые фиксируют текущее техническое состояние машин, статистика отказов основных систем, технико-эксплуатационные и технико-экономические показатели работы оборудования.

Изучение статистики отказов за длительный период эксплуатации карьерных автосамосвалов Komatsu HD-1500-8, работающих в условиях горнодобывающего предприятия Восточной Сибири, позволило составить топ-5 систем, наиболее подверженных отказам (рис. 5). Общее количество аварийных отказов за время эксплуатации составляет 1299 общей продолжительностью 13 699,6 ч.

Лидирующую позицию по продолжительности простоя занимает система

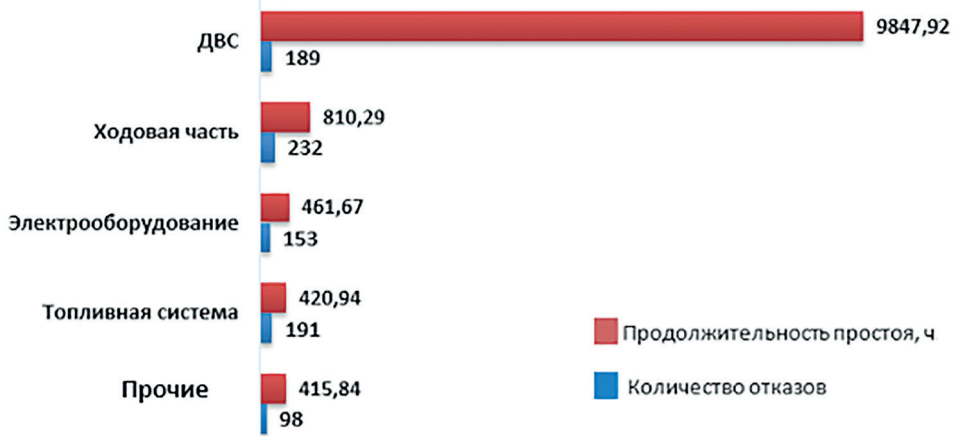

Рис. 5. Топ-5 систем, распределенных по продолжительности простоя карьерных автосамосвалов
Fig. 5. Top 5 systems distributed by the duration of downtime of dump trucks

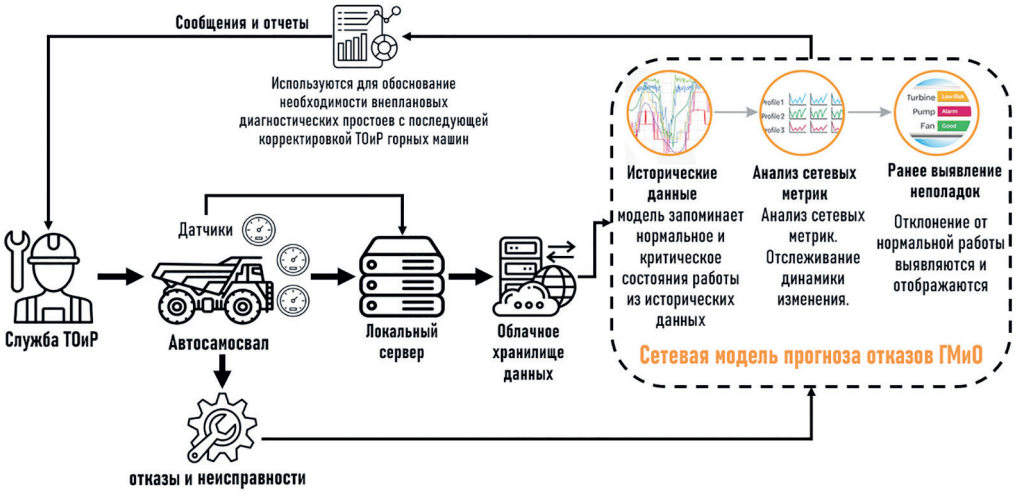

Рис. 6. Логика работы сетевой модели прогноза
Fig. 6. Logic of the forecast network model

ДВС, на которую приходится 9847,92 ч простоя, что составляет приблизительно 72% от общего времени простоя за исследуемый период эксплуатации самосвалов. Результаты анализа свидетельствуют о необходимости дополнительного контроля этой системы. Исходя из анализа отказов и учета наличия датчиков, в качестве основной системы для прогноза отказов была выбрана система ДВС в совокупности с коробка переключения передач (КПП).

Карьерные самосвалы Komatsu HD-1500-8 оборудованы базовой системой контроля технического состояния, которая интегрирована в программу SAP PM. Система контроля включает в себя порядка 80 датчиков на всю машину. Для исследуемых систем количество датчиков распределяется следующим образом: ДВС — 29 датчиков (контролирующих температуру, давление, обороты, степень загрузки, расход и т.д), КПП — 5 датчиков. Данные с датчиков поступают на локальный сервер с различной частотой и формируют базу данных, которая может использоваться при разработке системы прогнозирования отказов.

Процедура сбора и обработки для возможного использования выходной информации в модели представлена на рис. 6.

Применение автоматизированной системы контроля и прогноза работоспособности горных машин и оборудования позволит установить взаимосвязи между отказами карьерных автосамосвалов и временными рядами датчиков, фиксирующих параметры основных систем машины для прогнозирования момента наступления отказа, с целью существенного снижения количества внеплановых отказов.

Для достижения целей и реализации задач научно-исследовательской работы полагалось необходимым планомерное выполнение следующих этапов.

Алгоритм

Этап № 1. Анализ статистики отказов и датчиков

Этот этап включает в себя следующие работы:

- анализ статистики отказов машин с целью выявления степени зависимости между отказами и временными рядами сигналов, снимаемых с датчиков;

Таблица 1

Интервалы работы машины, необходимые для исследования
The intervals of operation of the machine required for the study

1-й блок данных	2-й блок данных	3-й блок данных
Интервал в процессе безотказной работы машины	Интервал в работе машины за 1–2 дня до отказа (системы)	Временной интервал в процессе отказа работы машины (системы)

• выбор нескольких основных систем машины, наиболее склонных к отказам.

Этап № 2. Анализ временных диапазонов сигналов

На втором этапе предстоит следующая работа:

• поиск временных интервалов (как модельных для последующего анализа сигналов) на основе хронологических данных. Для решения этой задачи необходимо будет рассмотреть следующие интервалы работы машин (табл. 1).

Этап № 3. Предварительная подготовка данных:

• нормализация и очистка данных;

• сетевизация: конвертирование временного ряда в сетевую структуру.

Подготовка алгоритма сетевизации для конкретной задачи является, как правило, трудоемким процессом. Походящий алгоритм может быть выбран из набора, представленного в [38], который требует адаптации с учетом специфики данных, поступающих с датчиков состояния работоспособности горных машин. Для автоматизации преобразования временного ряда в сетевую структуру стандартными алгоритмами будет полезен недавно выпущенный общедоступный пакет ts2net [39].

В настоящей работе в качестве пилотного варианта для апробации концепции использован алгоритм горизонтальной видимости HVG [40], собственная программная реализация которого с использованием скользящего окна [41] выполнена на языке Python (рис. 7).

Этап № 4. Анализ сетевых структур

Самый важный и трудоемкий этап, который включает в себя следующую работу:

• анализ сетевой структуры, поиск, как правило, с использованием кластерного анализа (см., например, [32]), наиболее чувствительной метрики сети к

Рис. 7. Процедура нормализации и сетевизации данных
Fig. 7. Data normalization and networking procedure

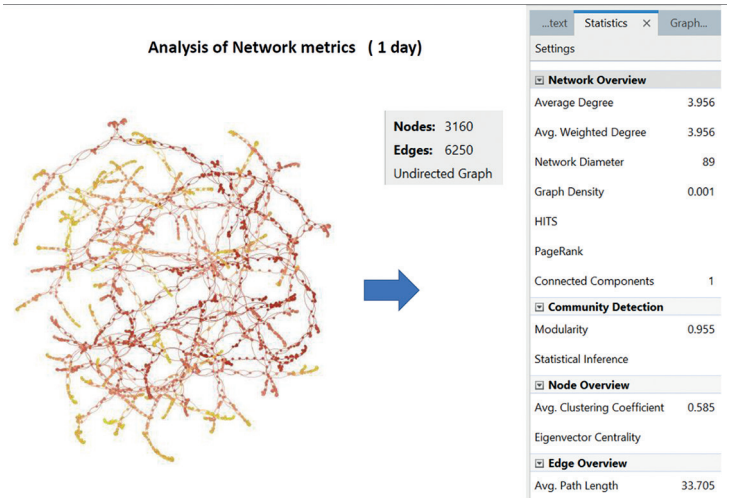

Рис. 8. Общий вид комплексной сети с метриками
Fig. 8. General view of a complex network with metrics

отказу машины (сетевого маркера отказа) (рис. 8);

• разработка комплексного сетевого показателя работоспособности машины (сетевая метрика + надежность);

• отслеживание динамики изменения метрик во времени (вплоть до отказа машины) (рис. 9).

Для автоматизации расчета метрик сетевых моделей и визуализации сетей был использован популярный свободно распространяемый программный пакет Gephi, предназначенный для обработки и визуализации сетевых структур. Текущая версия Gephi 0.10.1, предлагающая консоль для ввода команд (язык программирования, подобный языку Python), позволяет устанавливать связи между узлами сети в соответствии с выбранной моделью конвертирования сигнала, поступающего с датчика, в комплексную сеть.

Этап № 5. Верификация и тестирование:

• верификация и тестирование предлагаемой системы прогнозирования на статистически значимой выборке данных (сигналов, снимаемых с датчиков других машин);

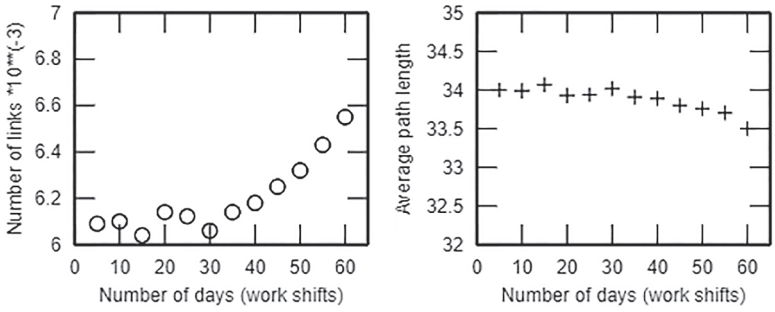

Рис. 9. Отслеживание динамики изменения метрик во времени: число ребер (связей) сети и средняя длина пути
Fig. 9. Tracking the dynamics of changes in metrics over time: number of network edges (links) and average path length

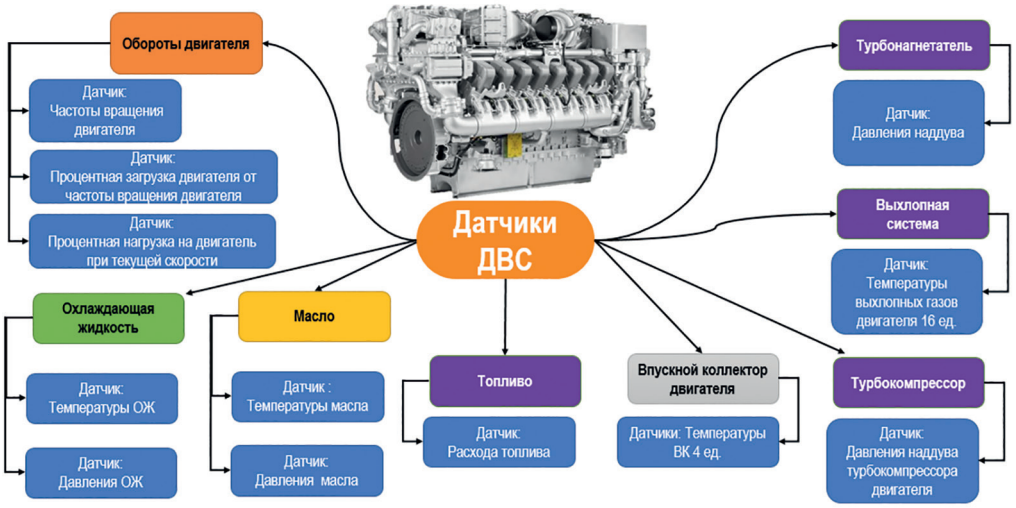

Рис. 10. Список рассматриваемых датчиков
Fig. 10. List of sensors under consideration

• внесение изменений в систему прогнозирования (согласование параметров и показателей по этапам 1 – 4).

Применение алгоритма

Изложенная методика опробована авторами при выявлении взаимосвязи между отказами центральной системы смазки (ЦСС) Komatsu HD 1500-8 и данными, снятыми с датчиков, установленных на машинах.

Этап № 1. Анализ статистики отказов и датчиков

В качестве отслеживаемых параметров использовались значения датчиков, представленных на рис. 10.

В табл. 2 приведено описание неисправности ЦСС для одной из исследуемых машин.

Этап № 2. Анализ временных диапазонов сигналов

По значению даты и времени неисправностей выбраны контрольные точки (блоки данных для дальнейшей обработки).

Этап № 3. Предобработка данных

Далее, для выбранных блоков данных проведена нормализация и очистка, которая заключалась в структурировании временного ряда. Затем интерполировали показания использованных датчиков, так как они снимают показания с разной частотой (см. рис. 11), затем была построена модель детекции аномалий для отслеживания динамики изменения показаний датчиков для машины (см. рис. 12) с целью установления промежуточной связи отказа и значения-

Таблица 2

Описание неисправности
Description of the fault

Дата неисправности	Причина неисправности	Вид технологического обслуживания и ремонта (ТОиР)
19.01.2023	Неисправность ЦСС. Нестабильная работа электромагнитного клапана ЦСС	Ревизия ЦСС

dt	t	201	208	209	211	213	221	222	231	238	239	240	241	real_201	real_208	real_209	real_211	real_213	real_221	real_222	real_231	real_238	real_239	real_240	real_241
2022-12-2	1.67E+09	6	31	757	72.991	280	122	69	28.85	15	14	14	15	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
2022-12-2	1.67E+09	6	29.2	737.625	73.022	268	113.6	69	29.66	15	14.2	14	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	27.4	718.25	73.053	256	105.2	69	30.47	15	14.4	14	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	25.6	698.875	73.084	244	96.8	69	31.28	15	14.6	14	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	23.8	679.5	73.115	232	88.4	69	32.09	15	14.8	14	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	22	660.125	73.146	220	80	69	32.9	15	15	14	15	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
2022-12-2	1.67E+09	6	22	658.5	73.115	219.2	80	69	31.2	15	15	14.2	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	22	656.875	73.084	218.4	80	69	29.5	15	15	14.4	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	22	655.25	73.053	217.6	80	69	27.8	15	15	14.6	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	22	653.625	73.022	216.8	80	69	26.1	15	15	14.8	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	22	652	72.991	216	80	69	24.4	15	15	15	15	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
2022-12-2	1.67E+09	6	21.8	652.35	72.9476	216.8	79.6	69	24.27	15	15	15	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	21.6	652.7	72.9042	217.6	79.2	69	24.14	15	15	15	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
2022-12-2	1.67E+09	6	21.4	653.05	72.8608	218.4	78.8	69	24.01	15	15	15	15	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE

Рис. 11. Предобработка данных для модели прогноза, где true — реальное значение, false — интерполированное

Fig. 11. Data preprocessing for the forecast model, where true — is the real value, false — is the interpolated

ми датчиков. Из рис. 12 видно, что на модели откладывается временной ряд реальных значений, верхний и нижний доверительный интервал, сама модель и аномалии нижней и верхней границы и сама неисправность. Выход модели за доверительные интервалы фиксируется и наносится на график.

В нашем случае большое количество аномалий было зафиксировано до фиксации ошибки системы ЦСС и после, затем был отказ этой системы. Исходя из этого, можно сделать вывод о взаимосвязи показаний датчиков и отказом системы.

Этап № 4. Анализ сетевых структур

После нормализации и установления взаимосвязи временные ряды были конвертированы в сетевую структуру и проанализированы, в результате чего предложена гипотеза о количестве связей как наиболее чувствительной метрики, значение которой растет к дню, когда были зафиксированы неисправности.

Заключение

Разработка автоматизированной системы контроля и прогнозирования работоспособности карьерного автотранспорта является актуальной и перспективной задачей, решение которой позволит: оптимизировать функционирование оборудования; своевременно проводить ТОиР; снизить аварийные простои и, как следствие, повысить производительность горнодобывающих предприятий.

В ходе исследования авторами:

- представлена классификация сетевых топологий, проведено сравнение основных сетевых моделей, уточнены понятия и термины науки о сетях;

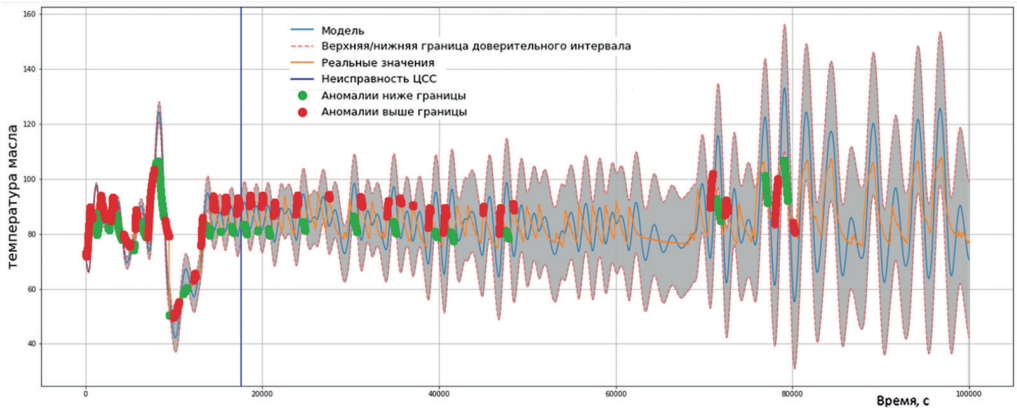

Рис. 12. Модель детекции аномалии работы ЦСС

Fig. 12. A model for detecting anomalies in the operation of the central lubrication system

• поставлена задача анализа оцифрованного сигнала с использованием возможной его трансформации в сетевую структуру. Данная проблематика является ключевой при построении модели функционирования узлов и агрегатов для отслеживания процесса снижения ресурса горнотранспортного оборудования;

• обоснован сетевой подход анализа данных на основе комплексных сетей в качестве основы для разработки модели прогнозирования отказов горных машин.

По завершении исследования предложена следующая последовательность этапов проектных работ:

• анализ статистики отказов и датчиков;

• определение временных диапазонов сигналов;

• сетевизация (конвертирование в сетевые структуры) данных;

• выявление связи метрик сетевых структур со снижением ресурса машин;

• верификация и тестирование системы прогнозирования.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что предложенный подход работоспособен и позволяет установить взаимосвязь между данными, снимаемыми с датчиков, и отказами систем, кроме того, изменяющиеся метрики сети могут сигнализировать о возможных отказах, что позволит разработать комплексный сетевой показатель, который будет использоваться для количественной оценки модели прогноза.

Далее планируется пилотная реализация данной концепции прогноза отказов горнотранспортного оборудования на основе сетевого анализа данных для ДВС.

В последующем авторы предполагают осуществить разработку и внедрение автоматизированной системы контроля и прогноза работоспособности основных узлов и агрегатов карьерных автосамосвалов с отслеживанием динамики изменения метрик методом поиска их предельных значений.

Авторы выражают признательность за помощь коллегам и людям, чей вклад в данную работу носил чисто технический характер.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Великанов В. С.*, *Мусонов О. С.*, *Панфилова О. Р.*, *Ильина Е. А.*, *Дёрина Н. В.* Инструменты предиктивной аналитики в минимизации отказов горнотранспортного оборудования // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. — 2021. — Т. 19. — № 4. — С. 5—15. DOI: 10.18503/1995-2732-2021-19-4-5-15.

2. *Балакин Ю. А.*, *Вылцан С. С.*, *Должко Д. М.* Влияние технического диагностирования на повышение точности прогнозирования остаточного срока службы горнотранспортного оборудования // Молодой ученый. — 2015. — № 7 (87). — С. 88—91. URL: https://moluch.ru/archive/87/16626/ (дата обращения: 04.12.2023).

3. *Храмовских В. А.*, *Шевченко А. Н.*, *Непомнящих К. А.* Адаптивный интеллектуальный анализ данных как инструмент для прогнозирования ресурса узлов горных машин и оборудования // Науки о Земле и недропользование. — 2023. — Т. 46(2). — С. 212—225. DOI: 10.21285/2686-9993-2023-46-2-212-225.

4. *Гришин И. А.*, *Великанов В. С.*, *Назаров О. В.*, *Дёрина Н. В.* О возможности использования метода локальной аппроксимации для прогноза нерегулярных временных рядов отказов горнотранспортных машин // Уголь. — 2022. — № 3. — С. 84—89. DOI: 10.18796/0041-5790-2022-3-84-89.

5. *Хомякова С. С.* Трансформация и закрепление термина «цифровизация» на законодательном уровне // Молодой ученый. — 2019. — № 41 (279). — С. 9—12. URL: https://moluch.ru/archive/279/62867/ (дата обращения: 13.11.2023).

6. *Кондратьева М. Н.*, *Комахина А. В.* Цифровизация: исследование основных терминов // Экономика и управление: научно-практический журнал. — 2022. — № 3 (165). — С. 134—139.

7. *Голлай А. В.*, *Голлай И. Н.*, *Логиновский О. В.* Цифровая трансформация социально-экономических систем как конечный результат процесса цифровизации // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». — 2023. — Т. 23. — № 2. — С. 65—81.

8. *Каленов О. Е.* Цифровизация в горнодобывающей промышленности // Вестник РЭУ им. Г.В. Плеханова. — 2021. — Т. 18. — № 5 (119). — С. 184—192. DOI: 10.21686/2413-2829-2021-5-184-192.

9. *Ромашихин М. Ю.*, *Горбоконенко П. А.* Реализация оконного преобразования Фурье на FPGA для спектрального анализа нестационарных сигналов / Инновационные технологии, в электронике и приборостроении: сборник докладов Российской научно-технической конференции с международным участием. Т. 1. — М., 2021. — С. 177—182.

10. *Долгих Н. Н.*, *Набиуллин Р. А.*, *Шаповалов П. В.*, *Шумская Н. В.* Обзор методов применения вейвлет-преобразования для анализа искажения показателей качества электроэнергии в системах электроснабжения // Технические науки — от теории к практике. — 2015. — № 11(47). — С. 114—120.

11. *Кулаичев А. П.* Критика вейвлет-анализа ЭЭГ // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. — 2016. — Т. 12-1. — С. 47—57.

12. *Потапов А. А.* Фрактальные модели и методы на основе скейлинга в фундаментальных и прикладных проблемах современной физики / Необратимые процессы в природе и технике. Сборник научых трудов. Вып. II. — М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2008. — С. 5—107.

13. *Амосов О. С.*, *Муллер Н. В.* Применение методов вейвлет- и фрактального анализа для математического и численного моделирования временных рядов // Современные наукоемкие технологии. — 2014. — № 3. — С. 122—124. URL: https://top-technologies.ru/ru/article/view?id=34124 (дата обращения: 21.11.2023).

14. *Ахметханов Р. С.* Применение теории фракталов и вейвлет-анализа для выявления особенностей временных рядов при диагностике систем // Вестник научно-технического развития — Национальная Технологическая Группа. — 2009. — № 1 (17). — С. 26—31.

15. *Marwan N., Romano M. C., Thiel M., Kurths J.* Recurrence plots for the analysis of complex systems // Physics Reports. 2007, vol. 438, pp. 237—329. DOI: 10.1016/j.physrep.2006.11.001.

16. *Бельков С. А.*, *Малыгин И. В.* Использование нейронной сети для обнаружения и идентификации помех при приеме шумоподобного сигнала // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. — 2019. — Т. 22. — № 2. — С. 37—43. DOI: 10.18469/1810-3189.2019.22.2.37-43.

17. *Меркушева А. В.* Применение нейронной сети для текущего анализа нестационарного сигнала (речи), представленного его вейвлет-отображением. Исследование и оптимизация нейронной сети // Научное приборостроение. — 2003. — Т. 13. — № 1. — С. 72—84.

18. *Белоглазов Д. А.* Особенности нейросетевых решений, достоинства и недостатки, перспективы применения // Известия ЮФУ. Технические науки. — 2008. — № 7. — С. 105—110.

19. *Андреев В. В.*, *Славутский Л. А.*, *Славутская Е. В.* Обработка сигналов нейросетью прямого распространения: аппроксимация и принятие решений // Вестник Чувашского университета. — 2022. — № 1. — С. 14—22. DOI: 10.47026/1810-1909-2022-1-14-22.

20. *Филаретов Г. Ф.*, *Бучаала З.* Разработка алгоритмов обнаружения разладки временных рядов на основе непараметрических критериев проверки гипотез // Вестник Московского энергетического института. — 2021. — № 3. — С. 67—77. DOI: 10.24160/1993-6982-2021-3-67-77.

21. *Спивак В. С.* Численное сравнение наиболее популярных быстрых процедур обнаружения разладки // Труды Московского физико-технического института. — 2020. — Т. 12. — № 2(46). — С. 88—98. DOI: 10.53815/20726759_2020_12_2_88.

22. *Aminikhanghahi S.*, *Cook D. J.* A Survey of methods for time series change point detection // Knowledge and Information Systems. 2017, vol. 51, no. 2, pp. 339—367. DOI: 10.1007/s10115-016-0987-z.

23. *Mata A. S.* Complex networks: a Mini-review // Brazilian Journal of Physics. 2020, vol. 50, pp. 658—672. DOI: 10.1007/s13538-020-00772-9.

24. *Boisen M. B.*, *Gibbs G. V.*, *Zhang Z. G.* An application of graph theory to the estimation of bond numbers in crystals // Computers & Mathematics with Applications. 1992, vol. 23, no. 10, pp. 99—102. DOI: 10.1016/0898-1221(92)90060-u.

25. *Sohn I.* Small-world and scale-free network models for IoT systems // Mobile Information Systems. 2017, vol. 61, pp. 1 — 9. DOI: 10.1155/2017/6752048.

26. *Райгородский А. М.* Модели случайных графов и их применения // Труды Московского физико-технического института. — 2010. — № 4. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-sluchaynyh-grafov-i-ih-primeneniya (дата обращения: 11.03.2024.

27. *Barabási A.-L., Albert R.* Emergence of scaling in random networks // Science. 1999, vol. 286, pp. 509 — 512. DOI: 10.1126/science.286.5439.509.

28. *Lacasa L., Luque B., Luque J., Nuno J. C.* The visibility graph. A new method for estimating the hurst exponent of fractional Brownian motion // Europhysics Letters. 2009, vol. 86, pp. 30001 — 30005. DOI: 10.1209/0295-5075/86/30001.

29. *Luque B., Lacasa L., Luque J., Ballesteros F. J.* Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series // Physical Review. 2009, vol. E80, article 046103. DOI: 10.1103/PhysRevE.80.046103.

30. *Gao Z., Cai Q., Yang Y., Dang W., Zhang S.* Multiscale limited penetrable horizontal visibility graph for analyzing nonlinear time series // Scientific Reports. 2016, vol. 6, article 35622. DOI: 10.1038/srep35622

31. *Rosales-Pérez J. A., Canto-Lugo E., Valdés-Lozano D., Huerta-Quintanilla R.* Temperature time series analysis at Yucatan using natural and horizontal visibility algorithms // PLoS ONE. 2019, vol. 14, no. 12, article e0226598. DOI: 10.1371/journal.pone.0226598.

32. *Куулар Э. К., Труфанов А. И., Афанасьев А. Д., Тихомиров А. А., Берестнева О. Г.* Сетевая платформа анализа звуковой информации // Сборник научных трудов IV Международной научной конференции «Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине». — Томск, 2017. — С. 240 — 243.

33. *Silva V. F., Silva M. E., Ribeiro P., Silva F.* Time series analysis via network science: Concepts and algorithms // WIREs Data Mining and Knowledge Discovery. 2021, vol. 11, no. 3. DOI: 10.1002/widm.1404.

34. *Afsharizand B., Chaghoei P. H., Kordbacheh A. A., Trufanov A., Jafari G.* Market of stocks during crisis looks like a flock of birds // Entropy. 2020, vol. 22, article 1038. DOI: 10.3390/e22091038.

35. *Silva V. F., Silva M. E., Ribeiro P., Silva F.* Novel features for time series analysis: a complex networks approach // Data Mining and Knowledge Discovery. 2022, vol. 36, pp. 1062 — 1101. DOI: 10.1007/s10618-022-00826-3.

36. *Silva V. F., Silva M. E., Ribeiro P., Silva F.* Multilayer quantile graph for multivariate time series analysis and dimensionality reduction // International Journal of Data Science and Analytics. 2024. DOI: 10.1007/s41060-024-00561-6.o.

37. *da Costa F. L., Rodrigues F. A., Travieso G., Villas Boas P. R.* Characterization of complex networks. A survey of measurements // Advances in Physics. 2007, vol. 56, no. 1, pp. 167 — 242. DOI: 10.1080/00018730601170527.

38. *Ferreira L. N.* From time series to networks in R with the ts2net Package. 2022. arXiv:2208.09660 [cs.SI]. 24 p. DOI: 10.48550/arXiv.2208.09660.

39. *Luque B., Lacasa L., Ballesteros F., Luque J.* Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series // Physical Review E. 2009, vol. 80, no. 4, article 046103. DOI: 10.1103/physreve.80.046103.

40. *Carmona-Cabezas R., Gomez-Gomez J., Gutierrez de Rave E., Jimenez-Hornero F. J.* A sliding window-based algorithm for faster transformation of time series into complex networks. 2023. arXiv:2311.10688 [physics.data-an], 33 p. DOI: 10.1063/1.5112782.

41. *Bastian M., Heymann S., Jacomy M.* Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks // Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media. 2009, vol. 3(1), pp. 361 — 362. DOI: 10.1609/icwsm.v3i1.13937. ГИАБ

REFERENCES

1. Velikanov V. S., Musonov O. S., Panfilova O. R., Ilyina E. A., Derina N. V. Tools of directive analytics in minimizing feedback mining equipment. *Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University*. 2021, vol. 19, no. 4, pp. 5 — 15. [In Russ]. DOI: 10.18503/1995-2732-2021-19-4-5-15.

2. Balakin N. A., Vylgan S. S., Dolzhko D. M. The influence of a feasibility study on improving the accuracy of forecasting using the mining equipment service. *Young scientist*. 2015, no. 7 (87), pp. 88 — 91. [In Russ], available at: https://moluch.ru/archive/87/16626/ (accessed 04.12.2023).

3. Khramovskikh V. A., Shevchenko A. N., Nepomnyashchikh K. A. Adaptive data mining as a tool for predicting the resource of mining machinery and equipment nodes. *Earth science and subsoil use*. 2023, vol. 46(2), pp. 212 — 225. [In Russ]. DOI: 10.21285/2686-9993-2023-46-2-212-225.

4. Grishin I. A., Velikanov V. S., Nazarov O. V., Derina N. V. On the possibility of using the local approximation method to predict irregular time series of failures of mining vehicles. *Ugol'*. 2022, no. 3, pp. 84 — 89. [In Russ]. DOI: 10.18796/0041-5790-2022-3-84-89.

5. Khomyakova S. S. Transformation and consolidation of the term «digitalization» at the legislative level. *Young scientist*. 2019, no. 41 (279), pp. 9 — 12. [In Russ], available at: https://moluch.ru/archive/279/62867/ (accessed 13.11.2023).

6. Kondratieva M. N., Komakhina A. V. Digitalization: a study of basic terms. *Ekonomika i upravlenie: nauchno-prakticheskiy zhurnal*. 2022, no. 3 (165), pp. 134 — 139. [In Russ].

7. Gollai A. V., Gollai I. N., Loginovsky O. V. Digital transformation of socio-economic systems as the end result of the digitalization process. *Bulletin of the South Ural state university. Computer technologies, automatic control, radio electronics*. 2023, vol. 23, no. 2, pp. 65 — 81. [In Russ].

8. Kalenov O. E. Digitalization in the mining industry. *Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics*. 2021, vol. 18, no. 5 (119), pp. 184 — 192. [In Russ]. DOI: 10.21686/2413-2829-2021-5-184-192.

9. Romashikhin M. Yu., Gorbokonenko P. A. Implementation of window Fourier transform based on FPGA for spectral analysis of nonstationary signals. *Innovatsionnye tekhnologii, v elektronike i priborostroenii: sbornik dokladov Rossiyskoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem*, T. 1 [Innovative technologies in electronics and instrumentation: collection of reports of the Russian Scientific and technical conference with international participation, vol. 1], Moscow, 2021, pp. 177 — 182. [In Russ].

10. Dolgikh N. N., Nabiullin R. A., Shapovalov P. V., Shumskaya N. V. Review of methods of using the wavelet transform to analyze distortion of electricity quality indicators in power supply systems. *Tekhnicheskie nauki — ot teorii k praktike*. 2015, no. 11(47), pp. 114 — 120. [In Russ].

11. Kulaichev A. P. Criticism of wavelet analysis of EEG. *Aktual'nye problemy gumanitarnykh i estestvennykh nauk*. 2016, vol. 12-1, pp. 47 — 57. [In Russ].

12. Potapov A. A. Fractal models and methods based on scaling in fundamental and applied problems of modern physics. *Neobratimye protsessy v prirode i tekhnike. Sbornik nauchykh trudov*. Vyp. II [Irreversible processes in nature and technology. Collection of scientific papers, issue II], Moscow, 2008, pp. 5 — 107. [In Russ].

13. Amosov O. S., Muller N. V. Application of wavelet and fractal analysis methods for mathematical and numerical modeling of time series. *Modern high technologies*. 2014, no. 3, pp. 122 — 124. [In Russ], available at: https://top-technologies.ru/ru/article/view?id=34124 (accessed 21.11.2023).

14. Akhmetkhanov R. S. Application of fractal theory and wavelet analysis to identify time series features in system diagnostics. *Vestnik nauchno-tekhnicheskogo razvitiya — Natsional'naya Tekhnologicheskaya Gruppa*. 2009, no. 1 (17), pp. 26 — 31. [In Russ].

15. Marwan N., Romano M. C., Thiel M., Kurths J. Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*. 2007, vol. 438, pp. 237 — 329. DOI: 10.1016/j.physrep.2006.11.001.

16. Belkov S. A., Malygin. V. Using a neural network to detect and identify interference when receiving a noise-like signal. Physics of wave processes and radio engineering systems. *Physics of Wave processes and radio systems*. 2019, vol. 22, no. 2, pp. 37 — 43. [In Russ]. DOI: 10.18469/1810-3189.2019.22.2.37-43.

17. Merkusheva A. V. Application of a neural network for the current analysis of a non-stationary signal (speech) represented by its wavelet mapping. Research and optimization of a neural network. *Scientific instrumentation*. 2003, vol. 13, no. 1, pp. 72 — 84. [In Russ].

18. Beloglazov D. A. Features of neural network solutions, advantages and disadvantages, application prospects. *Izvestiya SFedU. Engineering sciences*. 2008, no. 7, pp. 105 — 110. [In Russ].

19. Andreev V. V., Slavtsky L. A., Slavtskaya E. V. Signal processing by direct propagation neural network: approximation and decision-making. *Vestnik Chuvashskogo universiteta*. 2022, no. 1, pp. 14 — 22. [In Russ]. DOI: 10.47026/1810-1909-2022-1-14-22.

20. Filaretov G. F., Buchaala Z. Development of algorithms for detecting time series disorders based on nonparametric hypothesis testing criteria. *Bulletin of Moscow power engineering institute*. 2021, no. 3, pp. 67 — 77. [In Russ]. DOI: 10.24160/1993-6982-2021-3-67-77.

21. Spivak V. S. Numerical comparison of the most popular rapid procedures for detecting a breakdown. *Proceedings of Moscow institute of physics and technology (state university)*. 2020, vol. 12, no. 2(46), pp. 88 — 98. [In Russ]. DOI: 10.53815/20726759_2020_12_2_88.

22. Aminikhanghahi S., Cook D. J. A Survey of methods for time series change point detection. *Knowledge and Information Systems*. 2017, vol. 51, no. 2, pp. 339 — 367. DOI: 10.1007/s10115-016-0987-z.

23. Mata A. S. Complex networks: a Mini-review. *Brazilian Journal of Physics*. 2020, vol. 50, pp. 658 — 672. DOI: 10.1007/s13538-020-00772-9.

24. Boisen M. B., Gibbs G. V., Zhang Z. G. An application of graph theory to the estimation of bond numbers in crystals. *Computers & Mathematics with Applications*. 1992, vol. 23, no. 10, pp. 99 — 102. DOI: 10.1016/0898-1221(92)90060-u.

25. Sohn I. Small-world and scale-free network models for IoT systems. *Mobile Information Systems*. 2017, vol. 61, pp. 1 — 9. DOI: 10.1155/2017/6752048.

26. Raigorodsky A.M. Models of random graphs and their applications. *Proceedings of Moscow institute of physics and technology (state university)*. 2010, no. 4. [In Russ], available at: https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-sluchaynyh-grafov-i-ih-primeneniya (accessed 11.03.2024.

27. Barabási A.-L., Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*. 1999, vol. 286, pp. 509 — 512. DOI: 10.1126/science.286.5439.509.

28. Lacasa L., Luque B., Luque J., Nuno J. C. The visibility graph. A new method for estimating the hurst exponent of fractional Brownian motion. *Europhysics Letters*. 2009, vol. 86, pp. 30001 — 30005. DOI: 10.1209/0295-5075/86/30001.

29. Luque B., Lacasa L., Luque J., Ballesteros F. J. Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. *Physical Review*. 2009, vol. E80, article 046103. DOI: 10.1103/PhysRevE.80.046103.

30. Gao Z., Cai Q., Yang Y., Dang W., Zhang S. Multiscale limited penetrable horizontal visibility graph for analyzing nonlinear time series. *Scientific Reports*. 2016, vol. 6, article 35622. DOI: 10.1038/srep35622

31. Rosales-Pérez J. A., Canto-Lugo E., Valdés-Lozano D., Huerta-Quintanilla R. Temperature time series analysis at Yucatan using natural and horizontal visibility algorithms. *PLoS ONE*. 2019, vol. 14, no. 12, article e0226598. DOI: 10.1371/journal.pone.0226598.

32. Kuular E. K., Trufanov A. I., Afanasyev A. D., Tikhomirov A. A., Berestneva O. G. Network platform for the analysis of sound information. *Sbornik nauchnykh trudov IV Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii «Informatsionnye tekhnologii v nauke, upravlenii, sotsial'noy sfere i meditsine»* [Collection of scientific papers of the IV International Scientific Conference «Information technologies in science, management, social sphere and medicine»], Tomsk, 2017, pp. 240 — 243. [In Russ].

33. Silva V. F., Silva M. E., Ribeiro P., Silva F. Time series analysis via network science: Concepts and algorithms. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*. 2021, vol. 11, no. 3. DOI: 10.1002/widm.1404.

34. Afsharizand B., Chaghoei P. H., Kordbacheh A. A., Trufanov A., Jafari G. Market of stocks during crisis looks like a flock of birds. *Entropy*. 2020, vol. 22, article 1038. DOI: 10.3390/e22091038.

35. Silva V. F., Silva M. E., Ribeiro P., Silva F. Novel features for time series analysis: a complex networks approach. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2022, vol. 36, pp. 1062 — 1101. DOI: 10.1007/s10618-022-00826-3.

36. Silva V. F., Silva M. E., Ribeiro P., Silva F. Multilayer quantile graph for multivariate time series analysis and dimensionality reduction. *International Journal of Data Science and Analytics*. 2024. DOI: 10.1007/s41060-024-00561-6.o.

37. da Costa F. L., Rodrigues F. A., Travieso G., Villas Boas P. R. Characterization of complex networks. A survey of measurements. *Advances in Physics*. 2007, vol. 56, no. 1, pp. 167 — 242. DOI: 10.1080/00018730601170527.

38. Ferreira L. N. *From time series to networks in R with the ts2net Package*. 2022. arXiv:2208.09660 [cs.SI]. 24 p. DOI: 10.48550/arXiv.2208.09660.

39. Luque B., Lacasa L., Ballesteros F., Luque J. Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. *Physical Review E*. 2009, vol. 80, no. 4, article 046103. DOI: 10.1103/physreve.80.046103.

40. Carmona-Cabezas R., Gomez-Gomez J., Gutierrez de Rave E., Jimenez-Hornero F. J. *A sliding window-based algorithm for faster transformation of time series into complex networks*. 2023. arXiv:2311.10688 [physics.data-an], 33 p. DOI: 10.1063/1.5112782.

41. Bastian M., Heymann S., Jacomy M. Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. 2009, vol. 3(1), pp. 361 – 362. DOI: 10.1609/icwsm.v3i1.13937.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Зырянов Игорь Владимирович[1] – д-р техн. наук,
профессор, профессор, Институт недропользования;
зав. кафедрой, Политехнический институт (филиал)
Северо-Восточного федерального университета
имени М.К. Аммосова в г. Мирном,
e-mail: zyryanoviv@inbox.ru,
Непомнящих Кирилл Андреевич[1] – аспирант,
ассистент кафедры, Институт недропользования,
e-mail: nka@istu.edu,
Труфанов Андрей Иванович[1] – канд. физ.-мат. наук,
старший научный сотрудник, доцент,
Институт информационных технологий
и анализа данных, e-mail: troufan@istu.edu,
Храмовских Виталий Александрович[1] – канд. техн. наук,
доцент, доцент, Институт недропользования,
e-mail: wax@istu.edu,
Шевченко Алексей Николаевич[1] – канд. техн. наук,
доцент, доцент, директор Института недропользования,
e-mail: shan@istu.edu,
[1] Иркутский национальный исследовательский технический университет.
Для контактов: Непомнящих К.А., e-mail: nka@istu.edu.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

I.V. Zyryanov[1], Dr. Sci. (Eng.), Professor, Professor,
Institute of Subsoil Use; e-mail: zyryanoviv@inbox.ru,
Head of Chair, Polytechnic Institute (branch), M.K. Ammosov
North-Eastern Federal University, 678170, Mirny, Russia,
K.A. Nepomnyashchikh[1], Graduate Student,
Assistant of Chair, Institute of Subsoil Use,
e-mail: nka@istu.edu,
A.I. Trufanov[1], Cand. Sci. (Phys. Mathem.),
Senior Researcher, Assistant Professor,
School of Information Technology and Data Science,
e-mail: troufan@istu.edu,
V.A. Khramovskikh[1], Cand. Sci. (Eng.),
Assistant Professor, Assistant Professor,
Institute of Subsoil Use, e-mail: wax@istu.edu,
A.N. Shevchenko[1], Cand. Sci. (Eng.), Assistant Professor,
Assistant Professor, Director, Institute of Subsoil Use,
e-mail: shan@istu.edu,
[1] Irkutsk National Research Technical University,
664074, Irkutsk, Russia.
Corresponding author: K.A. Nepomnyashchikh, e-mail: nka@istu.edu.

Получена редакцией 22.12.2023; получена после рецензии 10.06.2024; принята к печати 10.08.2024.
Received by the editors 22.12.2023; received after the review 10.06.2024; accepted for printing 10.08.2024.