

## Семанτικο-доказательный графовый метод управления надежностью сложных технических систем на основе слабоструктурированной информации

Е. А. Конников, кандидат экономических наук, доцент, Высшая инженерно-экономическая школа, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия  
Д. Г. Родионов, доктор экономических наук, профессор, Высшая инженерно-экономическая школа, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия  
Н. Д. Дмитриев, кандидат экономических наук, доцент, Высшая инженерно-экономическая школа, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия

*Актуальность исследования обусловлена тем, что значимая для управления надежностью информация о состоянии сложных технических систем часто представлена не только в виде структурированных измерений, но и в виде слабоструктурированных текстовых сообщений: описаний инцидентов, ремонтных заявок, дефектных ведомостей, экспертных заключений и отчетов о технических событиях. Цель работы состоит в разработке метода, позволяющего интегрировать такую информацию в формализованный контур прогнозирования риска и выбора профилактических воздействий. В статье предложен семанτικο-доказательный графовый метод, в котором текстовые данные преобразуются в доказательные оценки деградации и отказа, далее включаются в модель интенсивности отказов и дополняются графовым сигналом межкомпонентных зависимостей. Эксперимент выполнен на открытых авиационных данных Национального совета США по безопасности на транспорте и на корнусе MaintNet, содержащем тексты о техническом обслуживании. После фильтрации и агрегации было сформировано 42 956 наблюдений уровня «семейство воздушных судов – месяц». Сравнение проводилось с тремя базовыми моделями: структурной, частотной и тематической. На тестовой выборке 2024–2025 гг. наилучшие интегральные метрики ранжирования показала тематическая модель, однако предлагаемый метод обеспечил лучшее значение F1-меры и оказался наиболее эффективным в управленческой постановке при жестком ограничении месячного бюджета вмешательств. Дополнительно показано, что совместное использование текстовых признаков, доказательных оценок и графового контекста улучшает приоритизацию профилактических мероприятий в условиях ограниченных ресурсов обслуживания. Полученные результаты подтверждают, что включение слабоструктурированной информации в математическую модель риска повышает качество решений в задачах управления надежностью сложных технических систем.*

**Ключевые слова:** надежность, управление, деградация, граф, текст, риск, прогнозирование, обслуживание.

### Введение

Повышение надежности сложных технических систем относится к числу ключевых задач современного инженерного управления, поскольку именно надежность определяет допустимый уровень риска, безопасность эксплуатации, стоимость технического обслуживания и устойчивость функционирования производственных, энергетических и транспортных комплексов. Для систем ответственного назначения переход от реактивного и регламентного обслуживания к риск-ориентированным и предиктивным стратегиям рассматривается сегодня как необходимое условие повышения эксплуатационной эффективности.

Традиционные методы анализа надежности в основном опираются на структурированные данные: временные ряды измерений, параметры состояния, результаты диагностики и мониторинга. Такие подходы демонстрируют высокую точность в задачах оценки технического состояния и прогноза отказов, однако в реальной эксплуатации значительная часть информации о деградации оборудования представлена в слабоструктурированном виде. К ней относятся текстовые описания инцидентов, дефектные ведомости, ремонтные заявки, нарративы происшествий, журналы обслуживания и экспертные заключения.

Проблема состоит в том, что существующие модели прогнозного обслуживания и управления техногенным риском, как правило, не обеспечивают системного включения текстовой и экспертной информации в формальную модель надежности. Методы машинного обучения на структурированных данных, методы выбора стратегии

обслуживания и подходы к извлечению знаний из текстов развиваются в значительной степени независимо. В результате сохраняется разрыв между эксплуатационным знанием, содержащимся в текстовых сообщениях, и математическими процедурами принятия решений.

Целью исследования является разработка семанτικο-доказательного графового метода управления надежностью сложных технических систем на основе слабоструктурированной информации. В работе предлагается подход, в котором текстовые эксплуатационные сообщения, структурированные признаки и граф межкомпонентных связей интегрируются в единую модель риска, основанную на интенсивности отказов, а затем используются для ранжирования объектов и выбора профилактических воздействий при ограниченном ресурсе обслуживания.

### Используемые подходы

Работы последних лет можно условно разделить на три группы. Первая группа охватывает методы прогнозного обслуживания на базе сенсорных и параметрических данных. В обзорной работе А. Учар, М. Каракосе, Н. Кырымджа [1] показано, что современные системы прогнозного обслуживания включают сенсорный слой, аналитический слой и слой поддержки решений, однако качество результата определяется полнотой данных и интерпретируемостью модели. Ю. Буабдаллауи, З. Лафхаж, П. Йим [2] предложили практическую пятиэтапную методическую схему обслуживания инженерных систем зданий, а М. Дж. Скотт, В. Дж. С. Верхаген, М. Т. Бибер, П. Марцокка [3] продемонстрировали на авиационной предметной области,

что для сложных технических систем важна не только точность прогноза, но и связь прогностической модели с реальными решениями по обслуживанию.

Вторая группа исследований связана с управленческими и риск-ориентированными постановками. В работе В. Тидденса, Й. Браксмы, Т. Тинги [4] предложена схема выбора подходящего метода прогностического обслуживания в зависимости от данных и целей организации. О. В. Абрамов [5] рассматривает минимаксное прогнозирование состояния систем ответственного назначения и показывает возможность построения гарантирующих стратегий управления риском даже при ограниченном объеме измерений. Данные работы важны тем, что переводят обсуждение из плоскости классификации событий в плоскость выбора стратегии технического воздействия.

Третья группа объединяет исследования по использованию интеллектуальных методов в прикладных задачах диагностики и прогноза. М. Лоуин [6] показал, что заявки на обслуживание могут быть обработаны с помощью семантического анализа и временных ассоциативных правил. А. Р. Галютудинова, И. В. Ившин, С. А. Соловьев [7], В. А. Надежкин, С. А. Надежкина, А. Р. Мусин [8], Л. С. Ломакина, А. Н. Двиговская, К. А. Корелин [9], Е. Г. Кузин [10] обосновывают эффективность машинного обучения, ансамблей и интеллектуальных экспертных систем в задачах оценки технического состояния оборудования. Однако во всех перечисленных работах слабоструктурированная информация либо играет вспомогательную роль, либо не интегрируется с формальной моделью надежности.

Следовательно, в литературе хорошо разработаны методы диагностики по структурированным данным и методы выбора стратегии обслуживания, однако недостаточно исследован вопрос о том, как преобразовать слабоструктурированную текстовую информацию в количественные доказательные признаки деградации и включить их в модель надежности, учитывающую структурные связи между компонентами системы. Именно этот исследовательский разрыв определяет постановку настоящей работы.

#### Материалы и методы

Предлагаемый метод строится как последовательность четырех этапов: извлечение признаков из текстов, доказательное объединение неоднородных свидетельств, учет структурных зависимостей между компонентами и расчет интегрального риска для принятия решения. Схема вычислительного контура представлена на рис. 1.

#### Семантико-доказательный графовый метод



Рис. 1. Инженерная схема вычислительного контура предлагаемого метода

Fig. 1. Engineering work flow of the proposed computational method

Пусть в дискретный момент времени системе соответствуют структурированные эксплуатационные признаки, множество текстовых документов и граф взаимосвязей компонентов. Для каждого документа формируется вектор семантических признаков, отражающий связь текста с признаками деградации, отказа, тяжести события и технического действия. В компактной форме процесс кодирования можно записать как

$$h_d = f_\theta(d), \quad (1)$$

где  $h_d$  – векторное представление документа, а  $f_\theta$  – доменно-адаптированный текстовый энкодер.

Далее текстовые признаки преобразуются в функцию масс на пространстве гипотез «норма – деградация – отказ». Для  $i$ -го компонента и  $q$ -го источника масса деградации определяется формулой

$$m_{i,d}^{(q)}(d) = \alpha_q \sum_m w_{im}^d p_\theta(i, m | d). \quad (2)$$

Здесь  $\alpha_q$  обозначает доверие к  $q$ -му источнику, вес связи определяется принадлежностью компонента  $i$  к типу дефекта  $m$ , а  $p_\theta(i, m | d)$  отражает вероятность того, что текст  $d$  относится к компоненту  $i$  и соответствующему механизму отказа.

Интегральная оценка для компонента формируется по правилу Демпстера – Шефера [11, 12], а для численной интерпретации используется пигнистическая вероятность. Тем самым слабоструктурированные эксплуатационные сообщения переводятся в количественные доказательные оценки состояния, которые можно использовать в модели риска наряду с обычными эксплуатационными переменными.

$$\text{Bet}P_i(h) = \sum_{A \ni h} \frac{m_i(A)}{\text{card}(A)}. \quad (3)$$

В выражении (3) комбинированная масса распределяется по множествам гипотез, а пигнистическая вероятность задает численную интерпретацию доказательной оценки для рассматриваемой гипотезы.

Структурный контекст описывается графом компонентов системы. Графовый сигнал для  $i$ -го компонента определяется как агрегированная доказательная оценка соседних вершин. Такой член позволяет учитывать сопряженные и каскадные процессы деградации, когда риск локального узла зависит не только от его собственного состояния, но и от состояния связанных элементов.

$$z_i^{\text{gr}}(t) = \sum_{j=1}^n a_{ij} \text{Bet}P_j(D_j | t). \quad (4)$$

Базовый риск отказа задается законом Вейбулла [13]. Итоговая интенсивность отказов зависит от структурированных признаков эксплуатации, доказательных оценок деградации и отказа, а также от графового сигнала. На горизонте  $\Delta$  надежность компонента выражается через интеграл от интенсивности отказов. Для практической задачи управления вводится функция ожидаемых затрат, учитывающая потери от неблагоприятного события и стоимость профилактического вмешательства. Оптимизационная задача сводится к выбору множества объектов обслуживания, минимизирующего суммарные ожидаемые затраты при ограничении на месячный бюджет вмешательств.

$$s_i(t) = \gamma_i^T e_i(t) + \rho_i z_i^{\text{gr}}(t), \quad (5)$$

$$\lambda_i(t) = \lambda_{i0}(t) \exp(\beta_i^T x_t + s_i(t)), \quad (6)$$

$$R_i(t, \Delta) = \exp\left(-\int_t^{t+\Delta} \lambda_i(\tau) d\tau\right), \quad (7)$$

$$J(U_t) = \sum_{i \in U_t} C_i^f p_i + \sum_{i \in U_t} C_i^m. \quad (8)$$

В формулах (5)–(8) последовательно задаются совокупный доказательно-графовый вклад в риск компонента, интенсивность отказов, надежность на прогнозном горизонте и целевая функция ожидаемых затрат. Вектор  $e_i(t)$  объединяет доказательные оценки деградации и отказа, а вероятность  $p_i$  используется как основной риск-показатель на выбранном горизонте прогноза.

Экспериментальная проверка выполнена на открытых авиационных данных. В качестве основной базы использован архив Национального совета США по безопасности на транспорте [14], из которого были объединены таблицы событий, воздушных судов, нарративов и выводов расследования. В качестве вспомогательного доменного корпуса применен исторический набор данных по техническому обслуживанию воздушных судов MaintNet [15], содержащий тексты о техническом обслуживании. После фильтрации и агрегации данные были приведены к панельной по-

становке вида «семейство воздушных судов – месяц». Для каждого семейства рассчитывались структурированные агрегаты событий, текстовые семантические признаки, доказательные признаки и графовый риск-сигнал. Целевая переменная определялась как наличие хотя бы одного тяжелого технического события в ближайшие три месяца.

Для сравнения использовались четыре модели: логистическая регрессия на структурированных агрегатах, логистическая регрессия с признаками частотного представления текста, логистическая регрессия с тематическими признаками и предлагаемая семантико-доказательная графовая модель. Разделение на обучающую, валидационную и тестовую выборки выполнялось по времени: 2010–2021 гг., 2022–2023 гг. и 2024–2025 гг. соответственно. Качество сравнивалось по метрикам ранжирования и калибровки, а также по управленческим показателям ожидаемой стоимости решения и доли предотвращенных тяжелых событий. Использование такого набора базовых моделей согласуется с практикой применения методов машинного обучения и системного анализа в задачах прогноза и оптимизации технических и производственных процессов [16–18].

#### Анализ результатов

Характеристика экспериментальной выборки приведена в табл. 1. После объединения исходных таблиц было получено 17 139 технических релевантных записей уровня «воздушное судно – событие», которые затем были агрегированы в 42 956 наблюдений уровня «семейство – месяц». В панель вошло 602 семейства воздушных судов. Временное разбиение сохраняет сопоставимую долю положительного класса: 0,4419 в обучающей, 0,4197 в валидационной и 0,4137 в тестовой выборках.

Основные метрики качества на тестовой выборке 2024–2025 гг. представлены в табл. 2. Наилучшие значения площади под кривой «точность – полнота» и площади под характеристической кривой приемника продемонстрировала тематическая модель: 0,6510 и 0,6980 соответственно. Это указывает на высокую информативность тематического представления текстовых описаний технических собы-

тий. Вместе с тем предлагаемая СДГ-модель показала наилучшее значение F1-меры, равное 0,5819, то есть обеспечила наиболее сбалансированное соотношение полноты и точности при переходе к дискретному управленческому решению.

Таблица 1. Характеристика экспериментальной выборки

Table 1. Experimental sample profile

| Показатель                                | Значение        |
|-------------------------------------------|-----------------|
| Число записей «воздушное судно – событие» | 17 139          |
| Число семейств воздушных судов            | 602             |
| Число наблюдений «семейство – месяц»      | 42 956          |
| Доля технически релевантных записей       | 0,91            |
| Доля тяжелых технических событий          | 0,8894          |
| Доля положительного класса в панели       | 0,4347          |
| Обучение: число наблюдений / доля класса  | 30 637 / 0,4419 |
| Валидация: число наблюдений / доля класса | 6 259 / 0,4197  |
| Тест: число наблюдений / доля класса      | 6 060 / 0,4137  |

На рис. 2 приведены кривые «точность – полнота» для всех моделей. Видно, что СДГ-модель не является безусловным лидером на всей шкале отсечения, однако ее кривая остается конкурентоспособной по отношению к сильным текстовым базовым моделям. Рис. 3 показывает результаты калибровки. Здесь проявляется ограничение предлагаемого подхода: при достаточно хорошем ранжировании риск-оценки оказываются менее калиброванными, чем у структурной и тематической моделей, что подтверждается и значениями ошибки Брайера и ожидаемой ошибки калибровки.

Таблица 2. Сравнение моделей на тестовой выборке 2024–2025 гг.

Table 2. Model comparison on the 2024-2025 test set

| Модель              | Площадь под кривой «точность - полнота» | Площадь под характеристической кривой приемника | F1-мера | Ошибка Брайера | Ожидаемая ошибка калибровки |
|---------------------|-----------------------------------------|-------------------------------------------------|---------|----------------|-----------------------------|
| Структурная модель  | 0,6491                                  | 0,6961                                          | 0,5795  | 0,2102         | 0,0534                      |
| Частотная модель    | 0,6416                                  | 0,691                                           | 0,5406  | 0,215          | 0,0495                      |
| Тематическая модель | 0,651                                   | 0,698                                           | 0,581   | 0,2101         | 0,0505                      |
| СДГ-модель          | 0,6419                                  | 0,6933                                          | 0,5819  | 0,2337         | 0,1185                      |

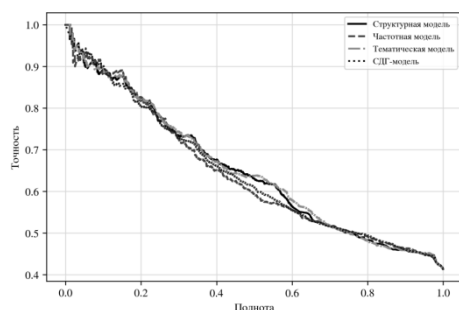


Рис. 2. Кривые «точность – полнота» сравниваемых моделей на тестовой выборке

Fig. 2. Precision-recall curves of the compared models on the test set

С прикладной точки зрения наиболее важен анализ управленческой эффективности. На рис. 4 приведена бюд-

жетная кривая эффективности, отражающая изменение доли предотвращенных тяжелых событий и ожидаемой стоимости решения при увеличении месячного бюджета вмешательств.

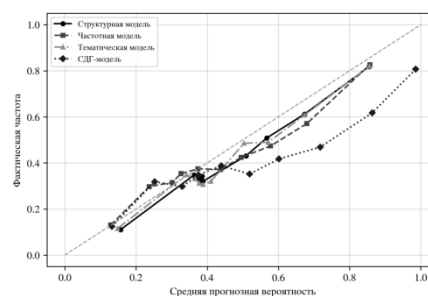


Рис. 3. Калибровочные кривые сравниваемых моделей

Fig. 3. Calibration curves of the compared models

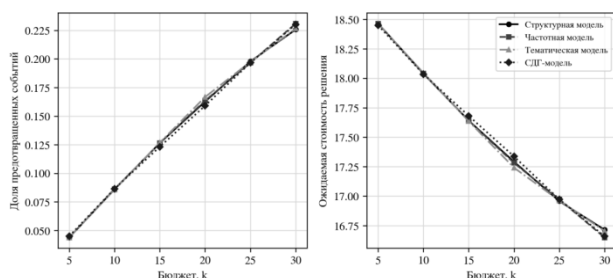


Рис. 4. Бюджетная кривая эффективности: доля предотвращенных событий и ожидаемая стоимость решения

Fig. 4. Budget-efficiency curve: prevented-event share and expected decision cost

Выбор ограниченного числа объектов для вмешательства при фиксированном ресурсе относится к классу интеллектуальных задач поддержки принятия решений [19]. Именно в режимах жесткого ограничения ресурса предлагаемый метод демонстрирует преимущество. При  $k = 5$  семейств в месяц СДГ-модель обеспечивает ожидаемую стоимость решения 18,4497 против 18,4648 у базовых моделей, а при  $k = 10$  достигаются ожидаемая стоимость решения 18,0351 и доля предотвращенных событий 0,0866, что также лучше альтернатив.

Таким образом, полученные результаты позволяют сделать двойной вывод. С одной стороны, тематическая модель выступает сильной базовой моделью по интегральным прогностическим метрикам. С другой стороны, предлагаемый семантико-доказательный графовый метод оказывается наиболее полезным в условиях дефицита ресурса обслуживания, то есть именно в той постановке, которая наиболее близка к реальной практике управления надежностью. Это означает, что выигрыш от включения слабоструктурированной информации проявляется прежде всего на уровне управленческого ранжирования, а не только на уровне усредненных классификационных метрик.

#### Выводы

В работе предложен семантико-доказательный графовый метод управления надежностью сложных технических систем на основе слабоструктурированной информации. Метод обеспечивает формальный переход от текстовых эксплуатационных сообщений и экспертных свидетельств к количественной оценке риска технически значимого события и к выбору профилактических воздействий при ограниченном ресурсе обслуживания.

Научная новизна подхода заключается в объединении трех компонентов: семантического извлечения признаков из слабоструктурированных текстов, доказательного представления состояний деградации и отказа, а также графового учета структурных зависимостей между компонентами системы. Полученные доказательные оценки включаются в модель риска, основанную на интенсивности отказов, и используются для принятия решения не только о прогнозе, но и о приоритизации технических воздействий.

Эксперимент на открытых авиационных данных показал, что предлагаемый метод является конкурентоспособным по отношению к классическим статистическим и текстовым базовым решениям. Хотя по интегральным метрикам ранжирования лидирует тематическая модель, предлагаемый метод демонстрирует лучшую F1-меру и обеспечивает наилучшую управленческую эффективность в режиме жестко ограниченного бюджета профилактических вмешательств.

Практическая значимость результатов состоит в возможности использования разработанного подхода в

составе интеллектуальных подсистем поддержки решений в авиационной, транспортной, энергетической и промышленной отраслях, в том числе в гибридных контурах, сочетающих анализ текстовых сообщений и сенсорную диагностику технического состояния [20].

Дальнейшее развитие работы связано с улучшением вероятностной калибровки модели, расширением графовой компоненты до динамических многослойных связей и переносом предложенного метода на корпоративные эксплуатационные базы с реальными журналами технического обслуживания.

#### Библиографические ссылки

1. Учар А., Каракосе М., Кырымджа Н. Применение искусственного интеллекта в прогностном обслуживании: ключевые компоненты, доверие к модели и перспективы развития // Прикладные науки. 2024. Т. 14, № 2. Ст. 898. DOI: 10.3390/app14020898.
2. Прогностное обслуживание инженерных систем зданий на основе машинного обучения / Ю. Буабдаллауи, З. Лафхаж, П. Йим, Л. Дюкуламбе, Б. Беннаджи // Датчики. 2021. Т. 21. Ст. 1044. DOI: 10.3390/s21041044.
3. Систематический обзор литературы по прогностному обслуживанию и эксплуатации авиации с фиксированным крылом оборонного назначения / М. Дж. Скотт, В. Дж. С. Верхаген, М. Т. Бибер, П. Марцокка // Датчики. 2022. Т. 22. Ст. 7070. DOI: 10.3390/s22187070.
4. Тидденс В., Браксма Й., Тинга Т. Схема выбора метода прогностного обслуживания // Прикладные науки. 2023. Т. 13. Ст. 2021. DOI: 10.3390/app13032021.
5. Абрамов О. В. Контроль и прогнозирование технического состояния систем ответственного назначения // Надежность и качество сложных систем. 2018. № 4(24). pp. 108-116. DOI: 10.21685/2307-4205-2018-4-12.
6. Лоуин М. Текстовый подход к прогностному обслуживанию заявок на эксплуатацию объектов с использованием поиска ассоциативных правил и больших языковых моделей // Машинное обучение и извлечение знаний. 2024. Т. 6. С. 233-258. DOI: 10.3390/make6010013.
7. Галютдинова А. Р., Ившин И. В., Соловьев С. А. Система оценки и прогнозирования технического состояния силового маслонаполненного трансформаторного оборудования распределительных сетей с применением машинного обучения // Проблемы энергетики. 2024. Т. 26, № 2. С. 32-45. DOI: 10.30724/1998-9903-2024-26-2-32-45.
8. Надежкин В. А., Надежкина С. А., Мусин А. Р. О возможности применения технологий искусственного интеллекта для определения и прогнозирования технического состояния устройств железнодорожной автоматики и телемеханики // Известия Петербургского университета путей сообщения. 2025. Т. 22, вып. 2. С. 484-491. DOI: 10.20295/1815-588X-2025-2-484-491.
9. Ломакина Л. С., Двиговская А. Н., Корелин К. А. Диагностика и прогнозирование состояний технических и технологических объектов на основе ансамблевых технологий машинного обучения // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2025. № 4(40). С. 26-37. DOI: 10.25729/ESI.2025.40.4.003.
10. Кузин Е. Г. Предиктивное управление техническим состоянием горных транспортных машин // Горное оборудование и электромеханика. 2023. № 1(165). С. 41-49. DOI: 10.26730/1816-4528-2023-1-41-49.
11. Демпстер А. П. Верхние и нижние вероятности, индуцируемые многозначным отображением // Анналы математической статистики. 1967. Т. 38, № 2. С. 325-339.
12. Шейфер Г. Математическая теория свидетельств. Принстон: Издательство Принстонского университета, 1976. 297 с.

13. Вейбулл В. Статистическая функция распределения широкого применения // Журнал прикладной механики. 1951. Т. 18, № 3. С. 293-297.

14. Национальный совет США по безопасности на транспорте. Авиационные данные и статистика. Режим доступа: <https://data.nts.gov/avdata> (дата обращения: 25.04.2026).

15. Исторический набор данных по техническому обслуживанию воздушных судов MaintNet. Режим доступа: <https://people.rit.edu/fa3019/technical/aircraft.html> (дата обращения: 25.04.2026).

16. Файзуллин Р. В., Новикова О. А. Применение методов машинного обучения для прогнозирования в сельскохозяйственном секторе экономики // Интеллектуальные системы в производстве. 2024. Т. 22, № 2. С. 69–79.

17. Zolkin A.L., Munister V.D., Faizullin R.V., Smoktal N.N. Design of an infological model for prediction of problems during drilling using machine learning and systems analysis // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2022. Art. 042003.

18. Zolkin A.L., Munister V.D., Domracheva E.A., Faizullin R.V., Kovaleva K.A. Application of machine learning for optimization of operational processes in industrial drum units // AIP Conference Proceedings. 2022. Art. 030001.

19. Интеллектуальная система принятия решений в бизнесе на основе теории игр / Р. В. Файзуллин, Л. Д. Гумерова, Т. Н. Миронова, А. А. Миронов // Вестник Академии знаний. 2023. № 6(59). С. 715-721.

20. Faizullin R.V., Hering S. Cointegration analysis method for fault detection based on sensor data // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2020. Art. 042075.

## References

1. Uchar A., Karakose M., Kyrymdzha N. [Application of artificial intelligence in predictive maintenance: key components, model trust and development prospects]. *Prikladnye nauki*. 2024. Vol. 14, No. 2. Article 898. DOI: 10.3390/app14020898 (in Russ.).

2. Bouabdaellah Y., Lafhaj Z., Yim P., Ducoulombier L., Bennadji B. [Predictive maintenance of building engineering systems based on machine learning]. *Datchiki*. 2021. Vol. 21. Article 1044. DOI: 10.3390/s21041044 (in Russ.).

3. Scott M.J., Verhagen W.J.S., Bieber M.T., Marzocca P. [Systematic literature review on predictive maintenance and operation of defense fixed-wing aviation]. *Datchiki*. 2022. Vol. 22. Article 7070. DOI: 10.3390/s22187070 (in Russ.).

4. Tiddens W., Braaksma J., Tinga T. [Scheme for choosing a predictive maintenance method]. *Prikladnye nauki*. 2023. Vol. 13. Article 2021. DOI: 10.3390/app13032021 (in Russ.).

5. Abramov O.V. [Control and prediction of the technical condition of critical systems]. *Nadezhnost i kachestvo slozhnykh sistem*. 2018. No. 4(24). Pp. 108-116. DOI: 10.21685/2307-4205-2018-4-12 (in Russ.).

6. Louin M. [A text approach to predictive maintenance of facility operation requests using association rule mining and large language models]. *Mashinnoe obuchenie i izvlechenie znaniy*. 2024. Vol. 6. Pp. 233-258. DOI: 10.3390/make6010013 (in Russ.).

7. Galyautdinova A.R., Ivshin I.V., Solovlev S.A. [System for assessing and predicting the technical condition of power

oil-filled transformer equipment of distribution networks using machine learning]. *Problemy energetiki*. 2024. Vol. 26, No. 2. Pp. 32-45. DOI: 10.30724/1998-9903-2024-26-2-32-45 (in Russ.).

8. Nadezhkin V.A., Nadezhkina S.A., Musin A.R. [On the possibility of using artificial intelligence technologies for determining and predicting the technical condition of railway automation and telemechanics devices]. *Izvestiya Peterburgskogo universiteta putey soobshcheniya*. 2025. Vol. 22, No. 2. Pp. 484-491. DOI: 10.20295/1815-588X-2025-2-484-491 (in Russ.).

9. Lomakina L.S., Dvitovskaya A.N., Korelin K.A. [Diagnostics and prediction of states of technical and technological objects based on ensemble machine learning technologies]. *Informatsionnye i matematicheskie tekhnologii v nauke i upravlenii*. 2025. No. 4(40). Pp. 26-37. DOI: 10.25729/ESI.2025.40.4.003 (in Russ.).

10. Kuzin E.G. [Predictive control of the technical condition of mining transport machines]. *Gornoe oborudovanie i elektromekhanika*. 2023. No. 1(165). Pp. 41-49. DOI: 10.26730/1816-4528-2023-1-41-49 (in Russ.).

11. Dempster A.P. [Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping]. *Annaly matematicheskoy statistiki*. 1967. Vol. 38, No. 2. Pp. 325-339 (in Russ.).

12. Shafer G. [A mathematical theory of evidence]. Princeton: Princeton University Press, 1976. 297 p. (in Russ.).

13. Weibull W. [A statistical distribution function of wide application]. *Zhurnal prikladnoy mekhaniki*. 1951. Vol. 18, No. 3. Pp. 293-297 (in Russ.).

14. National Transportation Safety Board (NTSB). [Aviation data and statistics]. Available at: <https://data.nts.gov/avdata> (accessed: 25.04.2026) (in Russ.).

15. Historical aircraft maintenance dataset MaintNet. Available at: <https://people.rit.edu/fa3019/technical/aircraft.html> (accessed: 25.04.2026) (in Russ.).

16. Faizullin R.V., Novikova O.A. [Application of machine learning methods for forecasting in the agricultural sector of the economy]. *Intellektualnye sistemy v proizvodstve*. 2024. Vol. 22, No. 2. Pp. 69-79 (in Russ.).

17. Zolkin A.L., Munister V.D., Faizullin R.V., Smoktal N.N. Design of an Infological Model for Prediction of Problems During Drilling Using Machine Learning and Systems Analysis. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2022. Art. 042003.

18. Zolkin A.L., Munister V.D., Domracheva E.A., Faizullin R.V., Kovaleva K.A. Application of Machine Learning for Optimization of Operational Processes in Industrial Drum Units. AIP Conference Proceedings. 2022. Art. 030001.

19. Faizullin R.V., Gumerova L.D., Mironova T.N., Mironov A.A. [Intelligent decision-making system in business based on game theory]. *Vestnik Akademii znaniy*. 2023. No. 6(59). Pp. 715-721 (in Russ.).

20. Faizullin R.V., Hering S. Cointegration Analysis Method for Fault Detection Based on Sensor Data. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2020. Art. 042075.

### Semantic-Evidential Graph Method for Reliability Management of Complex Technical Systems Based on Semi-Structured Information

E. A. Konnikov, PhD in Economics, Associate Professor, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russia

D. G. Rodionov, DSc in Economics, Professor, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russia

N. D. Dmitriev, PhD in Economics, Associate Professor Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russia

*The study is motivated by the fact that a substantial share of reliability-relevant information about complex technical systems is stored not only as structured measurements but also as semi-structured textual records, including incident narratives, maintenance requests, defect reports, expert statements, and technical event descriptions. The aim of the paper is to develop a method that integrates such information into a formal framework for risk forecasting and intervention prioritization. A semantic-evidential graph method is proposed. Textual data are transformed into evidential estimates of degradation and failure, embedded into a failure-intensity model, and complemented with a graph signal reflecting inter-component dependencies. The experiment uses open aviation data provided by the USA National Transportation Safety Board and the MaintNet maintenance corpus. After filtering and aggregation, 42,956 family-month observations were obtained. The proposed method was compared with three baseline models: a structured model, a frequency-based model, and a topic-based model. On the 2024-2025 test set, the topic-based model achieved the best ranking metrics, whereas the proposed method delivered the best F1 score and the highest decision-making utility under a severely constrained monthly intervention budget. The results confirm that integrating semi-structured textual information into a mathematical risk model improves the quality of reliability-management decisions for complex technical systems.*

**Keywords:** reliability, management, degradation, graph, text, risk, forecasting, maintenance.

Получено: 28.04.26

#### Образец цитирования

Конников Е. А., Родионов Д. Г., Дмитриев Н. Д. Семантико-доказательный графовый метод управления надежностью сложных технических систем на основе слабоструктурированной информации // Интеллектуальные системы в производстве. 2026. Т. 24, № 3. С. 59–64. DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-59-64.

#### For Citation

Konnikov E.A., Rodionov D.G., Dmitriev N.D. [Semantic-evidential graph method for reliability management of complex technical systems based on weakly structured information]. *Intellektualnye sistemy v proizvodstve*. 2026. Vol. 24, no. 3. Pp. 59-64 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-59-64.