

Раздел 2 МОДЕЛИ, СИСТЕМЫ, СЕТИ В ТЕХНИКЕ

Section 2 MODELS, SYSTEMS, NETWORKS IN THE TECHNIQUE

УДК 004.042

doi: 10.21685/2227-8486-2024-4-5

ОБЗОР И АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ НАУЧНО-ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ УПРАВЛЕНИЯ ОРГАНИЗАЦИОННЫМИ ПРОЦЕССАМИ (PROCESS MINING)

М. И. Кревский¹, А. С. Бождай²

^{1, 2} Пензенский государственный университет, Пенза, Россия

¹westhemer1@gmail.com, ²bozhday@yandex.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Process Mining – молодое, динамически развивающееся направление науки о данных. Подход к аналитике организационных процессов, основанный на данных, уже успел доказать свою эффективность и продолжает набирать популярность в крупных компаниях. Цель исследования – обзорный анализ существующих теоретических и практических решений в сфере управления бизнес-процессами с целью выработки полезных рекомендаций, способствующих созданию отечественных интеллектуальных систем управления организационными процессами на основе процессной аналитики данных. *Материалы и методы.* Представлен обзор материалов международных конференций и статей, посвященных исследованию организационных процессов. Рассмотрены методы оценки качества стохастических моделей процессов, выравнивания путей бизнес-процессов, предиктивного анализа, анализа событийных данных и способы рекомендательного сопровождения бизнес-процессов. *Результаты.* Проанализированы современные подходы к каждому типу задач технологии Process Mining. Применение рассмотренных идей и методов на практике позволит существенно расширить функциональность систем аналитики процессов, использующих только классические методы Process Mining, с высокой точностью прогнозировать ход выполнения процесса, избежать потерь информации, обеспечить прозрачность и обоснованность предлагаемых изменений. *Выводы.* Существующие к настоящему моменту научно-технологические решения Process Mining позволяют эффективно автоматизировать большую часть задач, стоящих перед бизнес-аналитиками как государственного сектора, так и частного бизнеса. Однако эти решения далеки от полной завершенности и оставляют пространство для развития и усовершенствования аналитических инструментов процессной и предиктивной аналитики.

© Кревский М. И., Бождай А. С., 2024. Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 License / This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

Ключевые слова: Process Mining, управление организационными процессами, бизнес-процесс, модель бизнес-процесса, стохастическая модель, конечные автоматы, гиперграфы, объяснимый искусственный интеллект, предиктивная аналитика

Для цитирования: Кревский М. И., Бождай А. С. Обзор и анализ современных научно-технологических решений управления организационными процессами (Process Mining) // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2024. № 4. С. 53–72. doi: 10.21685/2227-8486-2024-4-5

REVIEW AND ANALYSIS OF MODERN SCIENTIFIC AND TECHNOLOGICAL SOLUTIONS FOR MANAGING ORGANIZATIONAL PROCESSES (PROCESS MINING)

M.I. Krevskiy¹, A.S. Bozhday²

^{1, 2} Penza State University, Penza, Russia

¹ westhemer1@gmail.com, ² bozhday@yandex.ru

Abstract. *Background.* Process Mining is a young, dynamically developing field of data science. This data-driven approach to process analytics has already proven its effectiveness and is increasingly gaining popularity in large companies. The purpose of this article is a review analysis of existing theoretical and practical solutions in the field of business process management in order to develop useful recommendations that will facilitate the creation of domestic intelligent systems for managing organizational processes based on process data analytics. *Materials and methods.* The paper examines the materials of international conferences devoted to process analytics. The methods of assessing the quality of stochastic process models, alignment of business process paths, predictive analysis, event data analysis and methods of advisory support of business processes are considered. *Results.* In the course of the work, modern approaches to each type of task in Process Mining are analyzed. The application of the ideas and methods discussed in this review in practice will significantly expand the functionality of process analytics systems using only classical Process Mining methods, predict the progress of the process with high accuracy, avoid information loss, ensure transparency and validity of the proposed changes. *Conclusions.* The currently existing scientific and technological solutions of Process Mining make it possible to effectively automate most of the tasks business analysts face in both the public sector and private business. However, these solutions are far from complete and leave room for the development and improvement of analytical tools for process and predictive analytics.

Keywords: Process Mining, organizational process management, business process, business process model, stochastic model, finite state machines, hypergraphs, explicable artificial intelligence, predictive analytics

For citation: Krevskiy M.I., Bozhday A.S. Review and analysis of modern scientific and technological solutions for managing organizational processes (Process Mining). *Modeli, sistemy, seti v ekonomike, tekhnike, prirode i obshchestve* = *Models, systems, networks in economics, technology, nature and society*. 2024;(4):53–72. (In Russ.). doi: 10.21685/2227-8486-2024-4-5

Введение

В связи с необходимостью повышения эффективности управления организационными системами в последние годы значительно возрос интерес аналитиков к технологии *Process Mining* (ПМ). *Process Mining* – это метод анализа данных, используемый для извлечения, мониторинга и улучшения процессов,

основанный на применении цифровых следов в информационных системах. Он позволяет пользователям подробно изучать бизнес-процессы с использованием инструментов визуализации и машинного обучения. В условиях растущей конкуренции использование РМ становится неотъемлемым элементом успешной стратегии развития любого сложного организационного процесса. С целью удовлетворения непрерывно растущих требований к качеству и доступности цифровых государственных и коммерческих услуг использование технологии РМ в инновационных системах интеллектуального анализа бизнес-процессов (БП) приобретает особую актуальность.

Данное исследование содержит обзор последних исследований и достижений в области РМ, которые представляют особый практический интерес. В связи с малым количеством отечественных исследований в этой сфере основная часть ссылок будет приходиться на исследования зарубежных специалистов. Анализ опубликованных работ и материалов международных конференций позволит выявить передовые методы и подходы в области анализа БП, сформировать практические рекомендации для заинтересованных лиц, принимающих решения в различных прикладных областях управления организационными системами. Кроме того, поскольку данная работа предоставляет обзор текущего состояния развития технологии РМ, она может быть полезна техническим специалистам отделов и организаций, занимающихся или планирующих заняться оптимизацией бизнес-процессов.

Материалы и методы

Наиболее характерными сферами применения РМ являются крупные государственные и корпоративные информационные системы, в которых одновременно обрабатываются огромные массивы процессов, связанных с различными источниками данных. Примерами могут служить портал государственных услуг, системы учета клиентов крупных торговых, банковских, телекоммуникационных, ведомственных структур. Так, в случае с цифровым оказанием государственных услуг весь комплекс организационных процессов укрупненно можно распределить по следующим группам:

- организация постоянного мониторинга технического состояния систем и соблюдение административного регламента при оказании государственных услуг;
- анализ работы конкретных госуслуг, выделение проблемных кейсов, поиск неэффективности в процессе и доведение до владельцев процесса соответствующих рекомендаций;
- поиск узких мест процессов для формирования предложений по введению автоматизации и применению искусственного интеллекта;
- выделение закономерностей между использованием услуг, профилями пользователей, их предыдущими действиями;
- выделение трендов, предсказание дальнейшего поведения процесса, прогнозирование нагрузок и поведения системы;
- визуализация процессов, обобщение сведений о системе оказания госуслуг в целом и ее отдельных частях, подсчет статистических показателей, генерация наглядных графиков и информационных панелей, отправка уведомлений об инцидентах ответственным сотрудникам, информационное сопровождение принятия решений.

Перечисленные процессы могут быть эффективно автоматизированы при помощи существующих к настоящему моменту научно-технологических решений РМ, которые позволяют выполнять:

- извлечение процессов (*Process Discovery*) – извлечение и визуализация бизнес-процессов на основе журналов событий;
- анализ соответствия (*Conformance Checking*) – сравнение реальных процессов с эталонными регламентированными моделями для выявления несоответствий;
- оптимизацию процессов (*Process Enhancement*) – обнаружение узких мест и неэффективных этапов для последующего улучшения и оптимизации сложных организационных последовательностей;
- мониторинг и контроль (*Process Monitoring & Control*) – непрерывное наблюдение за процессами для своевременного выявления проблем и отклонений;
- предсказание и прогнозирование (*Predictive Analytics*) – прогнозирование будущих событий и тенденций на основе исторических данных для проактивного управления процессами.

Активные исследования в области технологии РМ помогают разрабатывать новые методы и инструменты для анализа и оптимизации БП. Существенный вклад в эту работу внесли авторы следующих материалов.

Статьи [1–7] посвящены изучению качества стохастических моделей процессов. При описании организационного процесса этот тип модели явно включает вероятностные характеристики различных аспектов и параметров процесса, что упрощает различные режимы анализа и моделирования. Таким образом, стохастические модели позволяют учитывать неопределенность и вариативность в БП, что делает их особенно полезными при управлении рисками и поиске компромиссов.

После создания моделей организационного процесса правильность их использования зависит от оценки качества этих моделей и способности сравнивать их между собой. Для процесса может существовать не единственная оптимальная стохастическая модель, а множество моделей с различными свойствами и релевантными сферами применения. Чтобы оценить модель, необходимы количественные показатели и понимание их взаимосвязи. Статья «*Stochastic Process Model-Log Quality Dimensions: An Experimental Study*» [1] представляет собой эмпирическое исследование мер для моделей случайных процессов, построенных на основе реальных журналов событий. Экспериментальным путем составлена большая коллекция моделей, построенных как случайным образом, так и с помощью методов *Process Mining* для обнаружения процессов.

На основе выполненного анализа предлагаются три ключевые меры качества стохастических моделей: адгезия, энтропия и простота. Адгезия характеризует соответствие модели реальным данным, что позволяет определить степень точности модели. Энтропия дает оценку сложности и предсказуемости модели, что необходимо для понимания структуры процесса и его устойчивости к изменениям. Простота является критерием легкости понимания и использования модели. Эти меры для модели процесса являются важнейшими факторами при ее внедрении в практическую деятельность организации. Три меры качества стохастических моделей, предложенные в работе [1], позволяют

оценивать текущие модели, сравнивать их между собой, принимать решение в пользу одной из них или прибегать к компромиссу между моделями. Такое оценочное решение иногда может быть критически важным при выборе наиболее подходящей модели для решения конкретной проблемы.

По мнению автора обзора, применение стохастических моделей может быть использовано для решения задач извлечения процессов с иной, вероятностной точки зрения, а также учитывать вариативность при оптимизации процессов и нахождении узких мест. Использование рассмотренных в работах [1–7] показателей качества стохастических процессных моделей и их взаимосвязей для оценки качества моделей БП заслуживает внимания и тщательного изучения для возможного применения в собственной разработке.

В статье «*Context-Aware Trace Alignment with Automated Planning*» [8] рассматривается вариант решения проблемы выравнивания путей бизнес-процессов. Выравнивание путей – это задача поиска оптимально возможной последовательности выполнения модели БП, которая воспроизводит реальный путь выполнения того же БП, точно определяя места его отклонения. Традиционные методы выравнивания [9–15] часто используют статичные функции стоимости отклонений, что может приводить к упрощению анализа и недостаточному учету контекста выполнения процессов. Авторы статьи [8] предлагают метод, который учитывает контекст отклонений, что позволяет более точно оценивать влияние этих отклонений на процесс.

Новый метод основан на использовании детерминированных конечных автоматов для построения оптимальных выравниваний, управляемых специальными моделями стоимости, которые назначают зависящие от контекста затраты на отклонения. Это позволяет учитывать различные факторы, влияющие на выполнение процесса, и более точно моделировать реальные условия. В статье [8] задача выравнивания путей сначала превращается в задачу построения для модели бизнес-процесса, учитывающего контекст, конечного автомата и соответствующей модели стоимости отклонений. Затем авторы показывают, как такая формулировка сводится к детерминированной задаче планирования. Кроме того, предлагается использование методов автоматизированного планирования из области искусственного интеллекта, доказавших свою эффективность для выполнения задач выравнивания даже для крупных моделей и журналов событий. Такой подход обеспечивает высокую производительность и масштабируемость анализа.

Важно учитывать контекстно зависимые отклонения при выравнивании путей. Создание функции стоимости отклонений, которая учитывает контекст выполнения БП, предоставит возможность более точно оценивать влияние отклонений на процесс. Это позволит обрабатывать большие объемы данных и строить оптимальные выравнивания даже для крупных моделей и журналов событий. Такой подход особенно важен для сложных и динамичных систем, где традиционные методы могут быть недостаточно точными.

В исследовании [8] решается целый ряд задач РМ: извлечение процесса в виде ориентированного на контекст конечного автомата; выравнивание путей (обычно применяется в анализе соответствия, когда сопоставляются пути эталонного и реального процессов). Отсюда вытекает третье применение: при непрерывном использовании выравнивание может применяться при мониторинге отклонений.

Современные исследования в области Process Mining предлагают новые методы и подходы для прогнозирования и мониторинга бизнес-процессов. В области предиктивного анализа процессов особого внимания заслуживают материалы [16–29].

Статья «*Towards next-location prediction for process executions*» [16] фокусируется на предсказании следующих активностей текущего процесса. Большинство известных подходов [17–22] стремится точно предсказать активность, которая будет реализована, исходя из текущего состояния процесса. Например, если процесс содержит петли или параллельные ветви, аналитику была бы полезна информация о том, по какому этапу и с какой вероятностью пойдет его дальнейшее развитие. Это особенно актуально, если выбор следующего этапа равновероятен, так как реальные процессы могут представлять собой сложные комбинации конструкций управления потоком с множеством действий и вариантов. Авторы работы [16] предлагают метод, направленный на предсказание этапа текущего процесса (или «локации»), который вероятно будет выполнен следующим. Неформально локацией назван набор активностей с одинаковыми структурными особенностями, определенный на основе шаблонов рабочего процесса, обычно используемых при моделировании процессов [16]. Концепция «локации» позволяет выявлять действия, принадлежащие одной и той же части конструкции управления потоком. Такой подход обеспечивает более высокий уровень абстракции и позволяет аналитикам процессов получить более общее представление о том, что можно ожидать от дальнейшего хода выполнения процесса. Метод был опробован на наборе данных, включающем пять реальных журналов событий, а также были рассмотрены различные варианты обучения классификатора для определения локаций по метке активности.

Проведенный обзор ряда статей на тему предиктивного анализа процессов [23–29] выявил, что большинство исследований используют рекуррентные нейронные сети для кодирования последовательности событий без учета структуры самого процесса. Однако процессы часто содержат сложные конструкции управления потоком, такие как параллелизм и циклы. Это создает проблемы при распознавании потенциальных связей между высокоуровневыми конструкциями управления потоком и целевым предсказанием. Статья «*Encoding High-Level Control-Flow Construct Information for Process Outcome Prediction*» [23] посвящена предсказанию исхода процесса на основе текущих данных о его выполнении. Авторы предлагают оригинальный подход, который кодирует информацию о конструкциях управления потоком, к которым относится каждое событие. Сначала они используют методы локального процессного моделирования для извлечения часто встречающихся паттернов управления потоком из журнала событий, затем применяют различные методы кодирования для обогащения текущего выполнения процесса информацией о выявленных паттернах. Эксперименты на девяти реальных журналах событий показали устойчивые улучшения в точности предсказаний.

Анализ статей [16–29] о предиктивном анализе организационных процессов позволяет сделать выводы практического характера, полезные при решении следующих задач:

1. Вероятностная оценка возможности следующей локации: включение механизма предсказания не конкретной следующей активности, а части процесса (локации), которая будет выполнена следующей с определенной

вероятностью. Это позволит аналитику получить более общее представление о будущем ходе выполнения процесса.

2. Классификация локаций: разработка и обучение классификаторов для определения следующих локаций на основе показателей текущего состояния процесса или активности (предполагаемого времени выполнения текущего этапа, значений категориальных признаков, отражающих важные свойства выполнения и др.). Это может повысить точность предсказаний.

3. Кодирование конструкций управления потоком: внедрение методов кодирования информации о высокоуровневых конструкциях управления потоком (параллелизм, циклы и т.д.) в текущее выполнение процесса. Это позволит лучше учитывать структуру процесса при предсказаниях.

4. Локальные процессные модели: использование методов локального моделирования процессов для извлечения часто встречающихся паттернов управления потоком из журналов событий. Эти паттерны можно применять для обогащения данных текущих выполнений процесса.

Исследования в области РМ продолжают расширять границы понимания и анализа бизнес-процессов, предлагая новые методы и подходы для обработки и интерпретации событийных данных [30–44]. Две статьи, рассмотренные ниже, предлагают нестандартные подходы к задаче извлечения процессов и к самому понятию модели процесса.

В статье «*Defining Cases and Variants for Object-Centric Event Data*» [30] внимание сосредоточено на анализе событийных данных, связанных с множеством объектов. Традиционные методы РМ ассоциируют каждое событие с одним объектом. Однако такое сжатие размерности может привести к потере ценной информации. Из реальных данных, где часто выполнение процесса связано с множеством объектов (систем, исполнителей и клиентов, средств транспортировки и локаций), теоретически возможно извлечь значительно больше полезных знаний. Авторы предлагают концепцию «исполнений процессов» (*process executions*) – гетерогенную графовую обобщенную форму представления процессов, где активность может быть связана с несколькими объектами сразу, вместо традиционных гомогенных кейсов, где все активности привязаны к одному объекту (рис. 1).

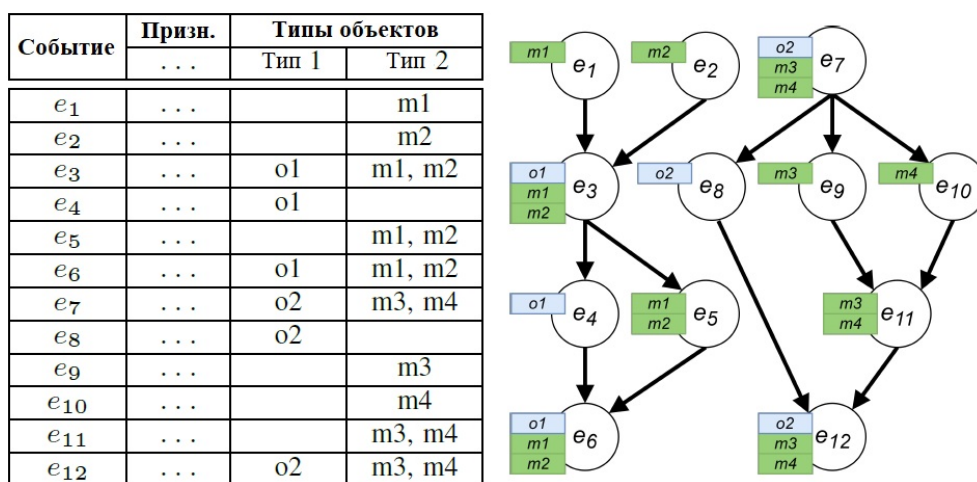


Рис. 1. Объектно-ориентированный журнал событий и соответствующий объектно-ориентированный граф [30]

В этой же работе рассмотрены методы для извлечения «исполнений» из журналов событий и определения эквивалентных «исполнений процессов» с использованием свойств изоморфизма графов. Это позволяет создавать объектоцентричные гиперграфы (рис. 2), которые являются обобщением традиционных графов процессов в РМ. В статье [30] также представлены техники визуализации для разных вариантов этих графов, проведена масштабная оценка их производительности и эффективности.

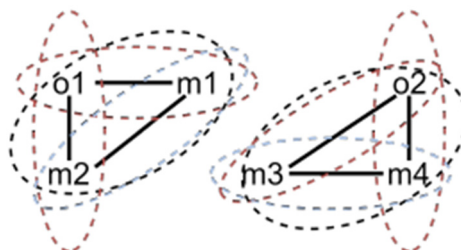


Рис. 2. Пример объектоцентричного гиперграфа, изоморфного графу, показанному на рис. 1

В статье «*High-Level Event Mining: A Framework*» [38] предлагается новый подход к анализу процессов через концепцию высокоуровневых событий. Традиционные методы РМ выполняют анализ процессов на уровне отдельных завершённых путей. Однако не всегда возможно уловить факторы взаимного влияния параллельно текущих кейсов процесса друг на друга. Авторы статьи вводят концепцию высокоуровневых событий, определяя их как события, происходящие близко во времени и разделяющие общие ресурсы процесса. Предложенный фреймворк позволяет обнаруживать и логировать такие высокоуровневые события, создавая специализированный журнал событий. Этот журнал может быть использован для применения существующих методов РМ и получения дополнительных знаний о процессе. Эксперименты, выполненные авторами исследования на симулированных и реальных данных, показывают, что предложенный метод позволяет автоматически обнаруживать системные паттерны, такие как различные состояния трафика, высокие нагрузки и простои.

Из рассмотренных материалов [30–44] особый практический интерес представляют следующие идеи и подходы:

1. Использование гетерогенных графовых структур для представления событийных данных, связанных с несколькими объектами, с целью построения более точных моделей сложных процессов и во избежание потерь информации при «выравнивании» данных.
2. Применение методов извлечения исполнений процессов из объектоцентричных данных для анализа исполнений процессов на основе изоморфизма графов и создания объектоцентричных вариантов.
3. Внедрение техник визуализации для объектоцентричных вариантов для упрощения интерпретации результатов анализа.
4. Разработка фреймворка для автоматического обнаружения высокоуровневых событий на основе временной близости и общих ресурсов процесса.
5. Создание нового типа журнала событий, который будет включать высокоуровневые события с новыми соответствующими атрибутами для применения существующих методов Process Mining к новым данным и получения дополнительных знаний.

6. Использование высокоуровневого журнала событий для анализа системных паттернов поможет в решении вопроса оптимизации процессов и повышения производительности.

Современные исследования в области РМ [45–51] констатируют ценность не только предоставления рекомендаций по улучшению процессов, но и обеспечение их объяснимости. Объяснимый искусственный интеллект – незаменимый фактор, увеличивающий доверие пользователей к рекомендательным системам и повышающий активность их участия в процессе принятия решений. В статье «*Explainable Process Prescriptive Analytics*» [45] предлагается подход, при котором рекомендации сопровождаются объяснениями, основанными на поведении процесса, его характеристиках и контексте выполнения. Сами предложенные методы не относятся к явному решению ни одного из пунктов базовой классификации задач РМ. Однако объяснения будут способствовать внедрению рекомендаций, полученных путем решения задачи улучшения процесса, обеспечивая прозрачность и обоснованность предлагаемых изменений.

Системы рекомендаций, осведомленные о процессах, представляют собой информационные системы, направленные на мониторинг выполнения процессов, предсказание их исходов и формирование рекомендаций по эффективным вмешательствам для достижения оптимальных результатов. Современные публикации описывают системы, возвращающие только практические рекомендации. Однако рекомендации без доступных рациональных объяснений могут привести к тому, что владельцы процессов не поймут, с какой целью должны быть осуществлены эти вмешательства. В результате возникает высокий риск того, что у владельцев процессов не возникнет или будет утрачено доверие к рекомендательной системе, и они просто проигнорируют важные указания. В статье [45] предлагается для объяснения предсказаний и рекомендаций использовать метод ценности Шепли (*Shapley Values*) из теории игр. Значения Шепли помогают определить, какие признаки в поведении процесса больше всего влияют на конкретные рекомендации. В статье показана потенциальная значимость этих объяснений для владельцев процессов на двух примерах использования. Для практического использования здесь интересен целый ряд идей.

Во-первых, выглядит перспективной разработка механизма, который будет обеспечивать сопровождение каждой рекомендации рациональным объяснением причин ее предложения, включая анализ поведения процесса, его внутренних характеристик и контекста выполнения.

Во-вторых, важен учет контекста выполнения процесса при формировании рекомендаций и объяснений, что поможет сделать рекомендации более релевантными и приемлемыми для пользователей.

В-третьих, предсказание ожидаемых положительных сценариев в случае следования рекомендациям позволяет обосновать ценность введения предложенных изменений в систему.

В-четвертых, представляет особую практическую ценность разработка индивидуальных рекомендаций для каждого процесса с учетом его специфики и текущего состояния.

Обсуждение и результаты

Результаты выполненного обзора можно обобщить, сопоставив между собой группы задач аналитики процессов, методы их решения и рекомендации по их практическому применению (табл. 1). При этом можно видеть, что

зачастую одни и те же инструментальные методы хорошо подходят для решения сразу нескольких групп задач.

Таблица 1

Задачи аналитики организационных процессов и методы их решения

Аналитические задачи	Методы решения	Источники	Рекомендации по практическому применению
1	2	3	4
Извлечение процессов	Метод количественной оценки качества стохастических моделей	[1–7]	Для учета неопределенности и вариативности бизнес-процессов; для управления рисками и поиска компромиссов
	Метод выравнивания путей	[8–15]	Для сложных и динамичных систем, для крупных моделей и журналов событий с большими объемами данных
	Методы локального моделирования бизнес-процессов	[23–29]	Для извлечения часто встречающихся паттернов управления потоком из журналов событий
Анализ соответствия	Метод выравнивания путей	[8–15]	Для сопоставления путей эталонного и реального процессов
Оптимизация процессов	Метод количественной оценки качества стохастических моделей	[1–7]	Для оптимизации процессов и нахождения узких мест
	Анализ бизнес-процессов через концепцию высокоуровневых событий	[38–44]	Для построения более точных моделей сложных процессов и во избежание потерь информации
	Способы рекомендательного сопровождения бизнес-процессов	[45–51]	Для обеспечения прозрачности и обоснованности предлагаемых изменений
Мониторинг и контроль	Метод выравнивания путей	[8–15]	Для непрерывного использования при мониторинге
	Методы извлечения исполнений бизнес-процессов из объектоцентричных данных	[30–37]	Для анализа исполнений процессов на основе изоморфизма графов и создания объектоцентричных вариантов
	Гетерогенная графовая обобщенная форма представления бизнес-процессов	[30–37]	Для представления событийных данных, связанных с несколькими объектами

Окончание табл. 1

1	2	3	4
Предсказание и прогнозирование	Вероятностный метод предсказания локации	[16–22]	Для получения более общего представления о будущем ходе выполнения процесса
	Метод предсказания исхода бизнес-процессов на основе текущих данных о его выполнении	[23–29]	Для повышения точности предсказаний
	Методы кодирования информации о высокоуровневых конструкциях управления потоком	[23–29]	Позволит лучше учитывать структуру бизнес-процессов при предсказаниях

Однако рассмотренные и применяемые сегодня методы оставляют пространство для развития и усовершенствования аналитических инструментов. Так, предложенный в статье «*Context-Aware Trace Alignment with Automated Planning*» [8] метод можно улучшить применением гибридного метода, учитывающего не только контекст, но и высокоуровневые события [38], перенеся алгоритмы детерминированного планирования и модель отклонений с конечных автоматов на гетерогенные графы.

В статье «*High-Level Control-Flow Construct Information for Process Outcome Prediction*» [23] подробно рассматривается и сравнивается множество видов векторизации информации о процессах. Однако для предсказания исхода процесса применяется обычная двухслойная модель *LSTM*, несмотря на то, что известно о существовании механизмов внимания *attention* и *self-attention*. Авторы работы даже приводят ссылки на эти механизмы, но не раскрывают пути их применения для решения задач предсказания, поэтому при реальном применении метода из статьи [23] рационально использовать не только оптимальный способ векторизации, но и наиболее современную нейросетевую архитектуру на последующих слоях, т.е. с применением механизма внимания.

Заключение

Для развития функциональности собственных инструментов анализа бизнес-процессов можно использовать идеи и подходы из представленных исследований. Применение рассмотренных методов позволит существенно улучшить точность предсказания результативности организационных процессов, что поможет пользователям принимать более обоснованные управленческие решения на основе анализа данных.

Интеграция рассмотренных подходов в единый комплексный инструмент анализа БП может существенно повысить его точность, эффективность и пригодность для различных сценариев использования, снизит компетентностный порог входа для аналитиков. Эти инновации помогут пользователям лучше понимать и оптимизировать свои БП, что является ключевым фактором успеха в современном деловом мире.

Применение Process Mining имеет огромный потенциал как в государственном секторе, так и в частном бизнесе, где требуется постоянное повышение эффективности операционной деятельности. Анализ больших объемов

данных о процессах позволяет выявлять неэффективные шаги, предотвращать задержки и ошибки, а также оптимизировать расход ресурсов.

В качестве наглядного примера можно привести отечественную разработку – систему интеллектуального анализа процессов оказания государственных услуг «Нерв», используемую в работе Департамента информационных технологий города Москвы [52]. Внедрение инструмента в работу отдела обеспечило следующие возможности:

- визуализировать поэтапную модель бизнес-процесса в виде ориентированного графа;
- предоставить быстрый доступ к статистике как по отдельным этапам, так и по услуге целиком;
- находить узкие места процесса и рассматривать их на примере конкретных случаев оказания услуг;
- выявлять отклонения от нормы, тренды и закономерности в оказании государственных услуг, организовать мониторинг аномалий.

Система «Нерв» и подобные ей проекты могут служить отличным примером успешного отечественного применения инновационно-технологического подхода к управлению бизнес-процессами на государственном уровне.

Список литературы

1. Burke A., Leemans S., Wynn M. [et al.]. Stochastic Process Model-Log Quality Dimensions: An Experimental Study // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/366299159_Stochastic_Process_Model-Log_Quality_Dimensions_An_Experimental_Study (дата обращения: 01.04.2024).
2. Aalst W. Process Mining: Data Science in action – Springer-Verlag. 2016. URL: https://www.researchgate.net/publication/312596129_Process_Mining_Data_Science_in_Action (дата обращения: 01.03.2024).
3. Leemans S., Polyvyanyu A. Stochastic-aware conformance checking: an entropy-based approach // Advanced Information Systems Engineering. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/341834929_Stochastic-Aware_Conformance_Checking_An_Entropy-Based_Approach (дата обращения: 01.04.2024).
4. Leemans S., Aalst W., Brockhoff T., Polyvyanyu A. Stochastic process mining: Earth movers' stochastic conformance // 14th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS). 2021. URL: <https://leemans.ch/publications/papers/is2021leemans.pdf> (дата обращения: 01.04.2024).
5. Burke A., Leemans S., Wynn M. Stochastic process discovery by weight estimation // Process mining workshops. 2021. URL: https://www.academia.edu/68356760/Stochastic_Process_Discovery_by_Weight_Estimation (дата обращения: 02.04.2024).
6. Camargo M., Dumas M., Gonzalez-Rojas O. Automated discovery of business process simulation models from event logs // Decision Support Systems. 2020. URL: https://www.academia.edu/68356760/Stochastic_Process_Discovery_by_Weight_Estimation (дата обращения: 02.04.2024).
7. Maggi F., Montali M., Penaloz R. Probabilistic conformance checking based on declarative process models // Advanced Information Systems Engineering. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/343930294_Probabilistic_Conformance_Checking_Based_on_Declarative_Process_Models (дата обращения: 04.04.2024).
8. Acitelli G., Angelini M., Bonomi S. [et al.]. Context-Aware Trace Alignment with Automated Planning // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/366277607_Context-Aware_Trace_Alignment_with_Automated_Planning (дата обращения: 10.04.2024).
9. Padro L., Carmona J. Computation of alignments of business processes through relaxation labeling and local optimal search // 15th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/347671760_

- Computation_of_alignments_of_business_processes_through_relaxation_labeling_and_local_optimal_search (дата обращения: 10.04.2024).
10. Guzzo A., Rullo A., Vocaturo E. Process mining applications in the healthcare domain: A comprehensive review // Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and knowledge discovery. 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/357379304_Process_mining_applications_in_the_healthcare_domain_A_comprehensive_review (дата обращения: 10.04.2024).
11. Boltzen M., Chatain T., Carmona J. A discounted cost function for fast alignments of business processes // Business process management forum (BPM). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/354167146_A_Discounted_Cost_Function_for_Fast_Alignments_of_Business_Processes (дата обращения: 10.04.2024).
12. Reibner D., A-Cervantes A., Conforti R. [et al.]. Scalable alignments of process models and event logs: An approach based on automata and s-components // 13th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/341588845_Scalable_alignment_of_process_models_and_event_logs_An_approach_based_on_automata_and_S-components (дата обращения: 10.04.2024).
13. Taymouri F., Carmona J. Computing alignments of well-formed process models using local search // ACM TOSEM. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/341807048_Computing_Alignments_of_Well-Formed_Process_Models_using_Local_Search (дата обращения: 10.04.2024).
14. Bloemen V., Zelst S., Aalst W. [et al.]. Aligning observed and modeled behaviour by maximizing synchronous moves and using milestones // 15th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/357933182_Aligning_Observed_and_Modelled_Behaviour_by_Maximizing_Synchronous_Moves_and_Using_Milestones (дата обращения: 01.03.2024).
15. Shinde N., Kulkarni P. Cyber incident response and planning: a flexible approach // Computer Fraud & Security. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/348600750_Cyber_incident_response_and_planning_a_flexible_approach (дата обращения: 10.04.2024).
16. Chiorini A., Diamantini C., Genga L. [et al.]. Towards next-location prediction for process executions // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/366301186_Towards_next-location_prediction_for_process_executions (дата обращения: 10.04.2024).
17. Chiorini A., Diamantini C., Genga L. [et al.]. Embedding process structure in activities for process mapping and comparison (under publication) // New trends in database and information systems (ADBIS). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/363060805_Embedding_Process_Structure_in_Activities_for_Process_Mapping_and_Comparison (дата обращения: 10.04.2024).
18. Pasquadiscegli V., Appice A., Gastellano G. [et al.]. Predictive process mining meets computer vision // Business process management forum (BPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/344105876_Predictive_Process_Mining_Meets_Computer_Vision (дата обращения: 01.03.2024).
19. Taymouri F., Rosa M., Erfani S. [et al.]. Predictive business process monitoring via generative adversarial nets: The case of next event prediction // Business process management forum (BPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/340173139_Predictive_Business_Process_Monitoring_via_Generative_Adversarial_Nets_The_Case_of_Next_Event_Prediction (дата обращения: 10.04.2024).
20. Chiorini A., Diamantini C., Mircoli A. [et al.]. A preliminary study on the application of reinforcement learning for predictive process monitoring // 2nd Int. Conf. on process mining (ICPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/350509303_A_Preliminary_Study_on_the_Application_of_Reinforcement_Learning_for_Predictive_Process_Monitoring (дата обращения: 10.04.2024).
21. Chiorini A., Diamantini C., Mircoli A. [et al.]. Exploiting instance graphs and graph neural networks for next activity prediction // Process mining workshops. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/359431032_Exploiting_Instance_Graphs_and_Graph_Neural_Networks_for_Next_Activity_Prediction (дата обращения: 10.04.2024).

22. Venugopal I., Tollich J., Fairban M. [et al.]. A comparison of deep learning methods for analyzing and predicting business processes // Int. Conf. on neural networks (IJCNN). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/354721263_A_Comparison_of_Deep-Learning_Methods_for_Analysing_and_Predicting_Business_Processes (дата обращения: 29.03.2024).
23. Vazifehdoostirani M., Genga L., Dijkman R. Encoding high-level control-flow construct information for process outcome prediction // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/366306712_Encoding_High-Level_Control-Flow_Construct_Information_for_Process_Outcome_Prediction (дата обращения: 10.04.2024).
24. Sani M., Vazifehdoostirani M., Park G. [et al.]. Event log sampling for predictive monitoring // Lecture notes in business information processing. 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/359428576_Event_Log_Sampling_for_Predictive_Monitoring (дата обращения: 10.04.2024).
25. Rama-Maneiro E., Vidal J., Lama M. Deep learning for predictive business process monitoring: review and benchmark // Journal IEEE Transactions on Services Computing. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/344410929_Deep_Learning_for_Predictive_Business_Process_Monitoring_Review_and_Benchmark (дата обращения: 10.04.2024).
26. Harane N., Rath S. Comprehensive survey on deep learning approaches in predictive business process monitoring. Springer international publishing, 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/339020687_Comprehensive_Survey_on_Deep_Learning_Approaches_in_Predictive_Business_Process_Monitoring (дата обращения: 10.04.2024).
27. Philipp P., Jacob R, Robert S. [et al.]. Predictive analysis of business processes using neural networks with attention mechanism // Int. Conf. Artificial Intelligence in Information and Communications (ICAIIIC). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/339390958_Predictive_Analysis_of_Business_Processes_Using_Neural_Networks_with_Attention_Mechanism (дата обращения: 10.04.2024).
28. Pijnenborg P., Verhoeven R., Firat M. [et al.]. Towards evidence-based analysis of palliative treatments for stomach and esophageal cancer patients: a process mining approach // 3rd Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/355794000_Towards_Evidence-Based_Analysis_of_Palliative_Treatments_for_Stomach_and_Esophageal_Cancer_Patients_a_Process_Mining_Approach (дата обращения: 10.04.2024).
29. Kim J., Comuzzi M., Dumas M. [et al.]. Encoding resource experience for predictive process monitoring // Desision Support Systems. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/355135726_Encoding_resource_experience_for_predictive_process_monitoring (дата обращения: 29.03.2024).
30. Adams J., Schuste D., Schmitz S. [et al.]. Defining Cases and Variants for Object-Centric Event Data // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/362544619_Defining_Cases_and_Variants_for_Object-Centric_Event_Data (дата обращения: 27.04.2024).
31. Schuster D., Zelst S., Aalst W. Cortado – an interactive tool for data-driven process discovery and modeling // Application and Theory of Petri Nets and Concurrency. 42nd Int. Conf., PETRI NETS. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/352417001_Cortado-An_Interactive_Tool_for_Data-Driven_Process_Discovery_and_Modeling (дата обращения: 14.04.2024).
32. Aalst W., Berti A. Discovering object-centric Petri nets // Process and Data Science (PADS). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/344486150_Discovering_Object-Centric_Petri_Nets (дата обращения: 14.03.2024).
33. Adams J., Aalst W. Precision and fitness in object-centric process mining // 3rd Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/355794109_Precision_and_Fitness_in_Object-Centric_Process_Mining (дата обращения: 16.03.2024).

34. Galanti R., Leoni M., Navarin N. [et al.]. Object-centric process predictive analytics // CoRR. 2022. Vol. abs/2203.02801. URL: https://www.researchgate.net/publication/359080166_Object-centric_Process_Predictive_Analytics (дата обращения: 18.03.2024).
35. Park G., Adams J., Aalst W. OPerA: Object-centric performance analysis // CoRR. 2022. Vol. abs/2204.10662. URL: https://www.researchgate.net/publication/360164846_OPerA_Object-Centric_Performance_Analysis (дата обращения: 07.03.2024).
36. Adams J., Aalst W. Осп: Object-centric process insights // Application and Theory of Petri Nets and Concurrency. 43rd Int. Conf., PETRI NETS. 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/361252716_OCp_Object-Centric_Process_Insights (дата обращения: 08.03.2024).
37. Schuh G., Gutzlaff A., Cremer S. [et al.]. A data model to apply process mining in end-to-end order processing processes of manufacturing companies // Int. Conf. on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/348480160_A_Data_Model_to_Apply_Process_Mining_in_End-to-End_Order_Processing_Processes_of_Manufacturing_Companies (дата обращения: 18.03.2024).
38. Bakullari B., Aalst W. High-Level Event Mining: A Framework // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/364988221_High-Level_Event_Mining_A_Framework (дата обращения: 02.05.2024).
39. Denisov V., Fahland D., Aalst W. Unbiased, fine grained description of processes performance from event data // Business process management forum (BPM). 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/326945011_Unbiased_Fine-Grained_Description_of_Processes_Performance_from_Event_Data_16th_International_Conference_BPM_2018_Sydney_NSW_Australia_September_9-14_2018_Proceedings (дата обращения: 04.05.2024).
40. Toosinezhad Z., Fahland D., Koroglu O. [et al.]. Detecting system-level behavior leading to dynamic bottlenecks // 2th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/346374654_Detecting_System-Level_Behavior_Leading_To_Dynamic_Bottlenecks (дата обращения: 14.05.2024).
41. Wimbauer A., Richter F., Seidl T. Perrcas: process error cascade mining in trace streams // 3th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/359432632_PErrCas_Process_Error_Cascade_Mining_in_Trace_Streams (дата обращения: 10.05.2024).
42. Zelst S., Mannhardt F., Leoni V. [et al.]. Event abstraction in process mining: literature review and taxonomy // Journal Granular Computing. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/340966062_Event_Abstraction_in_Process_Mining_-_Literature_Review_and_Taxonomy (дата обращения: 10.05.2024).
43. Pourbafrani M., Aalst W. Extracting process features from event logs to learn coarse-grained simulation models // Advanced Information Systems Engineering. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/352688616_Extracting_Process_Features_from_Event_Logs_to_Learn_Coarse-Grained_Simulation_Models (дата обращения: 12.05.2024).
44. Klijn E., Fahland D. Performance mining for batch processing using the performance spectrum // Business process management forum (BPM). 2019. URL: https://www.researchgate.net/publication/338349257_Performance_Mining_for_Batch_Processing_Using_the_Performance_Spectrum (дата обращения: 27.05.2024).
45. Padella A., Leoni M., Dogan O. [et al.]. Explainable Process Prescriptive Analytics // 4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/366299255_Explainable_Process_Prescriptive_Analytics (дата обращения: 09.05.2024).
46. Dees M., Leoni M., Aalst W. [et al.]. What in process predictions are not followed by good recommendations? // Industry Forum at Business process management (BPM). 2019. URL: https://www.researchgate.net/publication/333393805_What_if_Process_Predictions_are_notfollowed_by_Good_Recommendations (дата обращения: 15.05.2024).

47. Leoni M., Dees M., Reulink L. Design and evaluation of a process-aware recommender system based on prescriptive analytics // 2nd Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/346375281_Design_and_Evaluation_of_a_Process-aware_Recommender_System_based_on_Prescriptive_Analytics (дата обращения: 19.05.2024).
48. Metzger A., Kley T., Palm A. Triggering proactive business process adaptation via online reinforcement learning // 18th Int. Conf. on Business Process Management (BPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/342123169_Triggering_Proactive_Business_Process_Adaptations_via_Online_Reinforcement_Learning (дата обращения: 17.05.2024).
49. Bozorgi Z., Teinmaa I., Dumas M. [et al.]. Prescriptive process monitoring for cost-aware cycle time reduction // 3rd Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/355794100_Prescriptive_Process_Monitoring_for_Cost-Aware_Cycle_Time_Reduction (дата обращения: 17.05.2024).
50. Galanti R., Coma-Puig B., Leoni M. [et al.]. Explianable predictive process monitoring // 2nd Int. Conf. on Process Mining (ICPM). 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/343470853_Explianable_Predictive_Process_Monitoring (дата обращения: 11.05.2024).
51. Huang T., Metzger A., Pohl K. Counterfactual explanation for predictive business process monitoring // 18th European, Mediterranean and Middle Eastern Conf. on Information Systems (EMCIS). 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/358848242_Counterfactual_Explanations_for_Predictive_Business_Process_Monitoring (дата обращения: 21.05.2024).
52. Кревский М. И. «НЕРВ» – система интеллектуального анализа процессов оказания государственных услуг // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике : сб. ст. по материалам XXI Междунар. науч.-техн. конф. Пенза, 2022. С. 79–83.

References

1. Burke A., Leemans S., Wynn M. et al. Stochastic Process Model-Log Quality Dimensions: An Experimental Study. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/366299159_Stochastic_Process_Model-Log_Quality_Dimensions_An_Experimental_Study (accessed 01.04.2024).
2. Aalst W. *Process Mining: Data Science in action*. Springer-Verlag, 2016. Available at: https://www.researchgate.net/publication/312596129_Process_Mining_Data_Science_in_Action (accessed 01.03.2024).
3. Leemans S., Polyvyanyy A. Stochastic-aware conformance checking: an entropy-based approach. *Advanced Information Systems Engineering*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/341834929_Stochastic-Aware_Conformance_Checking_An_Entropy-Based_Approach (accessed 01.04.2024).
4. Leemans S., Aalst W., Brockhoff T., Polyvyanyy A. Stochastic process mining: Earth movers' stochastic conformance. *14th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS)*. 2021. Available at: <https://leemans.ch/publications/papers/is2021leemans.pdf> (accessed 01.04.2024).
5. Burke A., Leemans S., Wynn M. Stochastic process discovery by weight estimation. *Process mining workshops*. 2021. Available at: https://www.academia.edu/68356760/Stochastic_Process_Discovery_by_Weight_Estimation (accessed 02.04.2024).
6. Camargo M., Dumas M., Gonzalez-Rojas O. Automated discovery of business process simulation models from event logs. *Decision Support Systems*. 2020. Available at: https://www.academia.edu/68356760/Stochastic_Process_Discovery_by_Weight_Estimation (accessed 02.04.2024).
7. Maggi F., Montali M., Renaloz R. Probabilistic conformance checking based on declarative process models. *Advanced Information Systems Engineering*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/343930294_Probabilistic_Conformance_Checking_Based_on_Declarative_Process_Models (accessed 04.04.2024).

8. Acitelli G., Angelini M., Bonomi S. et al. Context-Aware Trace Alignment with Automated Planning. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/366277607_Context-Aware_Trace_Alignment_with_Automated_Planning (accessed 10.04.2024).
9. Padro L., Carmona J. Computation of alignments of business processes through relaxation labeling and local optimal search. *15th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/347671760_Computation_of_alignments_of_business_processes_through_relaxation_labeling_and_local_optimal_search (accessed 10.04.2024).
10. Guzzo A., Rullo A., Vocaturo E. Process mining applications in the healthcare domain: A comprehensive review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and knowledge discovery*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/357379304_Process_mining_applications_in_the_healthcare_domain_A_comprehensive_review (accessed 10.04.2024).
11. Boltenhagen M., Chatain T., Carmona J. A discounted cost function for fast alignments of business processes. *Business process management forum (BPM)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/354167146_A_Discounted_Cost_Function_for_Fast_Alignments_of_Business_Processes (accessed 10.04.2024).
12. Reibner D., A-Cervantes A., Conforti R. et al. Scalable alignments of process models and event logs: An approach based on automata and s-components. *13th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/341588845_Scalable_alignment_of_process_models_and_event_logs_An_approach_based_on_automata_and_S-components (accessed 10.04.2024).
13. Taymouri F., Carmona J. Computing alignments of well-formed process models using local search. *ACM TOSEM*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/341807048_Computing_Alignments_of_Well-Formed_Process_Models_using_Local_Search (accessed 10.04.2024).
14. Bloemen V., Zelst S., Aalst W. et al. Aligning observed and modeled behaviour by maximizing synchronous moves and using milestones. *15th Int. Conf. «Information Systems» (IADIS)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/357933182_Aligning_Observed_and_Modelled_Behaviour_by_Maximizing_Synchronous_Moves_and_Using_Milestones (accessed 01.03.2024).
15. Shinde N., Kulkarni P. Cyber incident response and planning: a flexible approach. *Computer Fraud & Security*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/348600750_Cyber_incident_response_and_planning_a_flexible_approach (accessed 10.04.2024).
16. Chiorrini A., Diamantini C., Genga L. et al. Towards next-location prediction for process executions. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/366301186_Towards_next-location_prediction_for_process_executions (accessed 10.04.2024).
17. Chiorini A., Diamantini C., Genga L. et al. Embedding process structure in activities for process mapping and comparison (under publication). *New trends in database and information systems (ADBIS)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/363060805_Embedding_Process_Structure_in_Activities_for_Process_Mapping_and_Comparison (accessed 10.04.2024).
18. Pasquadibiscegli V., Appice A., Gastellano G. et al. Predictive process mining meets computer vision. *Business process management forum (BPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/344105876_Predictive_Process_Mining_Meets_Computer_Vision (accessed 01.03.2024).
19. Taymouri F., Rosa M., Erfani S. et al. Predictive business process monitoring via generative adversarial nets: The case of next event prediction. *Business process management forum (BPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/340173139_Predictive_Business_Process_Monitoring_via_Generative_Adversarial_Nets_The_Case_of_Next_Event_Prediction (accessed 10.04.2024).
20. Chiorini A., Diamantini C., Mircoli A. et al. A preliminary study on the application of reinforcement learning for predictive process monitoring. *2nd Int. Conf. on process*

- mining (ICPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/350509303_A_Preliminary_Study_on_the_Application_of_Reinforcement_Learning_for_Predictive_Process_Monitoring (accessed 10.04.2024).
21. Chiorini A., Diamantini C., Mircoli A. et al. Exploiting instance graphs and graph neural networks for next activity prediction. *Process mining workshops*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/359431032_Exploiting_Instance_Graphs_and_Graph_Neural_Networks_for_Next_Activity_Prediction (accessed 10.04.2024).
22. Venugopal I., Tollich J., Fairban M. et al. A comparison of deep learning methods for analyzing and predicting business processes. *Int. Conf. on neural networks (IJCNN)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/354721263_A_Comparison_of_Deep-Learning_Methods_for_Analysing_and_Predicting_Business_Processes (accessed 29.03.2024).
23. Vazifehdoostirani M., Genga L., Dijkman R. Encoding high-level control-flow construct information for process outcome prediction. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/366306712_Encoding_High-Level_Control-Flow_Construct_Information_for_Process_Outcome_Prediction (accessed 10.04.2024).
24. Sani M., Vazifehdoostirani M., Park G. et al. Event log sampling for predictive monitoring. *Lecture notes in business information processing*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/359428576_Event_Log_Sampling_for_Predictive_Monitoring (accessed 10.04.2024).
25. Rama-Maneiro E., Vidal J., Lama M. Deep learning for predictive business process monitoring: review and benchmark. *Journal IEEE Transactions on Services Computing*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/344410929_Deep_Learning_for_Predictive_Business_Process_Monitoring_Review_and_Benchmark (accessed 10.04.2024).
26. Harane N., Rath S. *Comprehensive survey on deep learning approaches in predictive business process monitoring*. Springer international publishing, 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/339020687_Comprehensive_Survey_on_Deep_Learning_Approaches_in_Predictive_Business_Process_Monitoring (accessed 10.04.2024).
27. Philipp P., Jacob R, Robert S. et al. Predictive analysis of business processes using neural networks with attention mechanism. *Int. Conf. Artificial Intelligence in Information and Communications (ICAIIIC)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/339390958_Predictive_Analysis_of_Business_Processes_Using_Neural_Networks_with_Attention_Mechanism (accessed 10.04.2024).
28. Pijnenborg P., Verhoeven R., Firat M. et al. Towards evidence-based analysis of palliative treatments for stomach and esophageal cancer patients: a process mining approach. *3rd Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/355794000_Towards_Evidence-Based_Analysis_of_Palliative_Treatments_for_Stomach_and_Esophageal_Cancer_Patients_a_Process_Mining_Approach (accessed 10.04.2024).
29. Kim J., Comuzzi M., Dumas M. et al. Encoding resource experience for predictive process monitoring. *Desision Support Systems*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/355135726_Encoding_resource_experience_for_predictive_process_monitoring (accessed 29.03.2024).
30. Adams J., Schuste D., Schmitz S. et al. Defining Cases and Variants for Object-Centric Event Data. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/362544619_Defining_Cases_and_Variants_for_Object-Centric_Event_Data (accessed 27.04.2024).
31. Schuster D., Zelst S., Aalst W. Cortado – an interactive tool for data-driven process discovery and modeling. *Application and Theory of Petri Nets and Concurrency. 42nd Int. Conf., PETRI NETS*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/352417001_Cortado-An_Interactive_Tool_for_Data-Driven_Process_Discovery_and_Modeling (accessed 14.04.2024).

32. Aalst W., Berti A. Discovering object-centric Petri nets. *Process and Data Science (PADS)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/344486150_Discovering_Object-Centric_Petri_Nets (accessed 14.03.2024).
33. Adams J., Aalst W. Precision and fitness in object-centric process mining. *3rd Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/355794109_Precision_and_Fitness_in_Object-Centric_Process_Mining (accessed 16.03.2024).
34. Galanti R., Leoni M., Navarin N. et al. Object-centric process predictive analytics. *CoRR*. 2022;abs/2203.02801. Available at: https://www.researchgate.net/publication/359080166_Object-centric_Process_Predictive_Analytics (accessed 18.03.2024).
35. Park G., Adams J., Aalst W. OPerA: Object-centric performance analysis. *CoRR*. 2022;abs/2204.10662. Available at: https://www.researchgate.net/publication/360164846_OPerA_Object-Centric_Performance_Analysis (accessed 07.03.2024).
36. Adams J., Aalst W. Ocπ: Object-centric process insights. *Application and Theory of Petri Nets and Concurrency. 43rd Int. Conf., PETRI NETS*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/361252716_OCp_Object-Centric_Process_Insights (accessed 08.03.2024).
37. Schuh G., Gutzlaff A., Cremer S. et al. A data model to apply process mining in end-to-end order processing processes of manufacturing companies. *Int. Conf. on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/348480160_A_Data_Model_to_Apply_Process_Mining_in_End-to-End_Order_Processing_Processes_of_Manufacturing_Companies (accessed 18.03.2024).
38. Bakullari B., Aalst W. High-Level Event Mining: A Framework. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/364988221_High-Level_Event_Mining_A_Framework (accessed 02.05.2024).
39. Denisov V., Fahland D., Aalst W. Unbiased, fine grained description of processes performance from event data. *Business process management forum (BPM)*. 2018. Available at: https://www.researchgate.net/publication/326945011_Unbiased_Fine-Grained_Description_of_Processes_Performance_from_Event_Data_16th_International_Conference_BPM_2018_Sydney_NSW_Australia_September_9-14_2018_Proceedings (accessed 04.05.2024).
40. Toosinezhad Z., Fahland D., Koroglu O. et al. Detecting system-level behavior leading to dynamic bottlenecks. *2th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/346374654_Detecting_System-Level_Behavior_Leading_To_Dynamic_Bottlenecks (accessed 14.05.2024).
41. Wimbauer A., Richter F., Seidl T. Perrcas: process error cascade mining in trace streams. *3th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/359432632_PErrCas_Process_Error_Cascade_Mining_in_Trace_Streams (accessed 10.05.2024).
42. Zelst S., Mannhardt F., Leoni V. et al. Event abstraction in process mining: literature review and taxonomy. *Journal Granular Computing*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/340966062_Event_Abstraction_in_Process_Mining_-_Literature_Review_and_Taxonomy (accessed 10.05.2024).
43. Pourbafrani M., Aalst W. Extracting process features from event logs to learn coarse-grained simulation models. *Advanced Information Systems Engineering*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/352688616_Extracting_Process_Features_from_Event_Logs_to_Learn_Coarse-Grained_Simulation_Models (accessed 12.05.2024).
44. Klijn E., Fahland D. Performance mining for batch processing using the performance spectrum. *Business process management forum (BPM)*. 2019. Available at: https://www.researchgate.net/publication/338349257_Performance_Mining_for_Batch_Processing_Using_the_Performance_Spectrum (accessed 27.05.2024).
45. Padella A., Leoni M., Dogan O. et al. Explainable Process Prescriptive Analytics. *4th Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2022. Available at: https://www.researchgate.net/publication/366299255_Explainable_Process_Prescriptive_Analytics (accessed 09.05.2024).

46. Dees M., Leoni M., Aalst W. et al. What in process predictions are not followed by good recommendations? *Industry Forum at Business process management (BPM)*. 2019. Available at: https://www.researchgate.net/publication/333393805_What_if_Process_Predictions_are_notfollowed_by_Good_Recommendations (accessed 15.05.2024).
47. Leoni M., Dees M., Reulink L. Design and evaluation of a process-aware recommender system based on prescriptive analytics. *2nd Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/346375281_Design_and_Evaluation_of_a_Process-aware_Recommender_System_based_on_Prescriptive_Analytics (accessed 19.05.2024).
48. Metzger A., Kley T., Palm A. Triggering proactive business process adaptation via online reinforcement learning. *18th Int. Conf. on Business Process Management (BPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/342123169_Triggering_Proactive_Business_Process_Adaptations_via_Online_Reinforcement_Learning (accessed 17.05.2024).
49. Bozorgi Z., Teinemaa I., Dumas M. et al. Prescriptive process monitoring for cost-aware cycle time reduction. *3rd Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/355794100_Prescriptive_Process_Monitoring_for_Cost-Aware_Cycle_Time_Reduction (accessed 17.05.2024).
50. Galanti R., Coma-Puig B., Leoni M. et al. Explainable predictive process monitoring. *2nd Int. Conf. on Process Mining (ICPM)*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/343470853_Explainable_Predictive_Process_Monitoring (accessed 11.05.2024).
51. Huang T., Metzger A., Pohl K. Counterfactual explanation for predictive business process monitoring. *18th European, Mediterranean and Middle Eastern Conf. on Information Systems (EMCIS)*. 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/358848242_Counterfactual_Explanations_for_Predictive_Business_Process_Monitoring (accessed 21.05.2024).
52. Krevskiy M. I. "NERVE" – a system of intellectual analysis of the processes of rendering public services. *Problemy informatiki v obrazovanii, upravlenii, ekonomike i tekhnike : sb. st. po materialam XXI Mezhdunar. nauch.-tekhn. konf. = Problems of informatics in education, management, economics and technology : collection of articles based on the materials of the XXI International Scientific and Technical Conference. conf. . Penza, 2022:79–83. (In Russ.)*

Информация об авторах / Information about the authors

Михаил Игоревич Кревский

аспирант,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: westhemer1@gmail.com

Mikhail I. Krevskiy

Postgraduate student,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Александр Сергеевич Бождай

доктор технических наук, профессор,
профессор кафедры систем
автоматизированного проектирования,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: bozhday@yandex.ru

Aleksandr S. Bozhday

Doctor of technical sciences, professor,
professor of the sub-department
of computer-aided design systems,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /
The authors declare no conflicts of interests.**

Поступила в редакцию/Received 24.05.2024

Поступила после рецензирования/Revised 05.11.2024

Принята к публикации/Accepted 17.12.2024