

Алёшечкина Таисия Александровна

Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего
Образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ»

Хабибулина Диана Рамильевна

Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего
Образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ»

Денисенко Вера Константиновна

Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего
Образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ»

Использование технологии Process Mining для анализа бизнес-процессов

Аннотация. В статье рассматривается технология Process Mining как эффективный инструмент преодоления разрыва между нормативными моделями бизнес-процессов и эмпирическими данными их реального выполнения. Анализируются ключевые этапы процессно-ориентированного анализа данных: обнаружение процесса, проверка соответствия и улучшение процесса. Особое внимание уделяется журналу событий как методологической основе Process Mining, а также современным программным инструментам, включая Celonis, UiPath и ABBYY Timeline. На примере процесса ремонта оборудования выполнен сравнительный анализ трёх алгоритмов построения моделей: альфа-алгоритма, Heuristics Miner и Inductive Miner. Выявлены достоинства и недостатки каждого алгоритма, сформулированы рекомендации по их практическому применению. Обозначены текущие проблемы внедрения технологии и перспективы дальнейших исследований.

Ключевые слова: Process Mining, анализ бизнес-процессов, журналы событий, обнаружение процесса, проверка соответствия, улучшение процесса.

Alyoshechkina Taisiya Alexandrovna

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University
"MPEI"

Khabibulina Diana Ramilevna

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University
"MPEI"

Denisenko Vera Konstantinovna

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University
"MPEI"

Using Process Mining technology to analyze business processes

Abstract. The article discusses Process Mining technology as an effective tool for bridging the gap between regulatory business process models and empirical data on their actual execution. It analyzes the key stages of process-oriented data analysis, including process discovery, compliance verification, and process improvement. Special attention is given to the event log as the methodological foundation of Process Mining, as well as modern software tools such as Celonis, UiPath, and ABBYY Timeline. Using the example of equipment repair, a comparative analysis of three model building algorithms was performed: the alpha algorithm, Heuristics Miner, and Inductive Miner. The advantages and disadvantages of each algorithm were identified, and recommendations for their practical application were formulated. Current challenges in implementing the technology and future research prospects were outlined.

Keywords: Process Mining, business process analysis, event logs, process discovery, conformance checking, process enhancement

Стремление к оптимизации бизнес-процессов на протяжении всей истории развития управления выступает непрерывной движущей силой повышения эффективности и конкурентоспособности организаций. В период индустриализации возникла потребность в систематических подходах, однако современная эра цифровизации и Индустрии 4.0 привнесла качественно новый уровень сложности. Глобализация, распределённые команды и интеграция разнородных информационных систем привели к экспоненциальному росту объёмов данных, фиксируемых в ERP, CRM и SCM-системах. Данные эти зачастую разрознены и не используются для полноценного анализа, что создало благоприятные условия для появления методологии Process Mining. Данный подход позволяет извлекать знания о реальном выполнении бизнес-процессов из журналов событий, обеспечивая переход от субъективных экспертных оценок к объективному анализу на основе фактических результатов выполнения процессов [2].

Наибольшую эффективность Process Mining демонстрирует в отраслях с высоким объёмом регистрируемых событий. В финансовом секторе технология применяется для анализа процессов кредитования, обработки платежей и выявления мошеннических операций. В здравоохранении она способствует повышению качества медицинской помощи за счёт анализа диагностических и лечебных маршрутов пациентов, сокращению времени ожидания и повышению эффективности работы медицинских учреждений. Производственные компании используют Process Mining для оптимизации материальных потоков, снижения затрат и повышения качества продукции. Логистические предприятия применяют данный метод для анализа и оптимизации цепочек поставок, сокращения сроков и повышения надёжности доставки. IT-компании используют Process Mining для улучшения качества предоставляемых услуг и решения проблем с помощью анализа запросов и процессов обслуживания клиентов. Особенно эффективна технология для организаций со сложной структурой бизнес-процессов, где традиционные методы анализа не позволяют получить полную картину.

По данным совместного исследования «Сбера» и консалтинговой компании «Технологии Доверия», к концу 2028 года российский рынок Process Mining вырастет в 19 раз и составит 7,3 млрд рублей при среднегодовом темпе роста 183%. Уже сегодня около 24% российских компаний используют данный инструмент, а в течение ближайших пяти лет внедрение планируют ещё 42% организаций [6].

Центральным понятием Process Mining выступает журнал событий — структурированный набор данных, описывающий выполнение бизнес-процессов. Каждое событие в таком журнале в обязательном порядке включает уникальный идентификатор экземпляра процесса, позволяющий сгруппировать события, относящиеся к одному процессу, наименование выполненного действия и временную метку, фиксирующую момент совершения действия. Дополнительно могут фиксироваться сведения о ресурсе, исполнившем действие, его стоимости, длительности выполнения, подразделении и иные параметры, углубляющие анализ.

Для хранения журналов событий применяются форматы от простых CSV-файлов до специализированного стандарта XES (eXtensible Event Stream), который обеспечивает более точную структуру, поддержку метаданных и совместимость между различными инструментами Process Mining. Критическим фактором успеха выступает качество исходных данных: неполные или зашумлённые записи, отсутствие временных меток или некорректные идентификаторы способны исказить результаты анализа вплоть до полной невозможности построения достоверной модели. По этой причине предварительная очистка, фильтрация и обработка данных являются обязательным и зачастую наиболее трудоёмким этапом Process Mining.

Рынок инструментов Process Mining представлен рядом решений, каждое из которых имеет свои особенности [4]. Лидирующий вендор Celonis предлагает как облачные, так и

локальные решения, отличаясь мощными функциями анализа и визуализации, а также широкими возможностями интеграции с различными корпоративными системами. UiPath Process Mining представляет собой интегрированное решение, которое особенно хорошо подходит для компаний, уже использующих платформу UiPath для роботизированной автоматизации процессов, поскольку позволяет соединить Process Mining с автоматизацией. ABBYY Timeline ориентирован на работу с крупными массивами данных и разветвлёнными процессами: платформа предлагает развитые средства аналитики и наглядное представление результатов. Disco занимает иную нишу: минималистичный интерфейс и быстрый старт без глубокой настройки делают его удобным при первом погружении в технологию или работе с процессами, не требующими детального многоуровневого разбора [5].

На рисунке 1 показана схема этапов Process Mining. Обнаружение процесса, проверка соответствия и улучшение процесса не образуют жёсткую одноразовую цепочку: по итогам каждого аналитического цикла накопленные сведения служат отправной точкой для нового витка, поддерживая непрерывное совершенствование.

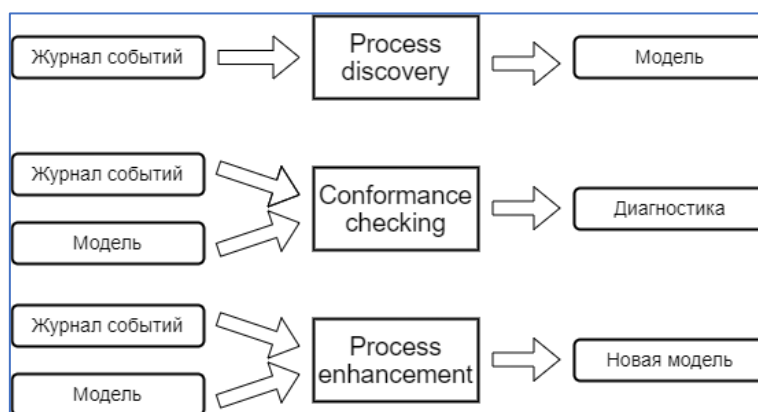


Рисунок 1. Этапы Process Mining – Составлено авторами

Обнаружение процесса (process discovery) — первый этап, на котором по данным журналов событий автоматически строится модель бизнес-процесса. Принципиальное отличие от традиционного экспертного описания состоит в том, что модель отражает не то, как процесс должен выполняться, а то, как он выполняется фактически, — со всеми отклонениями, нетипичными ветвями и несоответствиями регламенту. Это даёт возможность выявить скрытые проблемы, опираясь на реальные данные, а не на представления исполнителей. Выбор алгоритма обнаружения определяется структурой имеющихся данных, необходимой степенью детализации и задачами анализа.

Из всего многообразия разработанных алгоритмов в практике чаще всего задействуются три. Альфа-алгоритм — один из наиболее ранних в данной области — восстанавливает причинно-следственные связи между событиями на основе анализа их частотных последовательностей [1]. Результатом работы служит сеть Петри, наглядно передающая структуру процесса. Лаконичность алгоритма позволяет быстро получить предварительное представление о процессе, что особенно ценно на этапе первичного осмотра данных. Вместе с тем он слабо справляется с зашумлёнными журналами и склонен упускать редкие, но значимые ветви сложных многовариантных процессов.

Heuristics Miner опирается на эвристические правила и частотные показатели переходов между событиями [3]. Учёт встречаемости различных последовательностей позволяет отсеять шум и редкие аномалии, сосредоточившись на устойчивых паттернах. Итогом является взвешенный орграф, в котором вес каждого ребра отражает интенсивность соответствующего перехода. Благодаря этому алгоритм хорошо подходит для анализа вариативных и зашумлённых данных, хотя при большом числе связей схема может становиться труднее для интерпретации.

Inductive Miner строит модель посредством рекурсивного разбиения журнала событий

на подмножества с последующим иерархическим синтезом [3]. Такой подход позволяет избежать ряда типичных артефактов — некорректных петель и ложных параллелизмов, — делая алгоритм надёжным инструментом для работы с объёмными и структурно сложными журналами. Получаемые модели отличаются хорошей читаемостью, однако алгоритм может оказаться излишне строгим в обработке сильно зашумлённых записей.

Для сопоставления алгоритмов в работе использован журнал событий, фиксирующий процесс ремонта оборудования. Начальный участок процесса — приёмка и диагностика — представляет собой линейную последовательность, которую все три алгоритма воспроизводят

идентично

(рисунок

2).

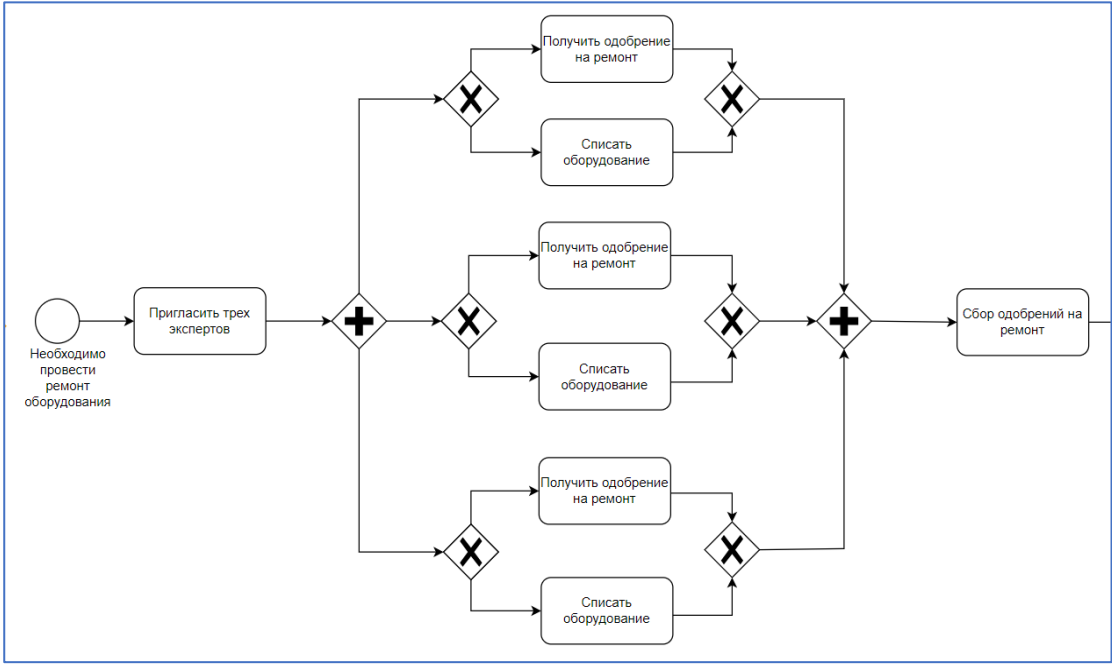


Рисунок 2. Первая часть бизнес-процесса – Составлено авторами

С того момента, как процесс переходит ко второй части — вариативным сценариям ремонта, повторным обращениям и экспертным согласованиям, — каждый из алгоритмов выстраивает модель по-своему. Альфа-алгоритм (рисунок 3) сворачивает три последовательных действия в единую составную петлю: структурно это соответствует данным, однако на разветвлённом участке схема перегружается деталями и при интерпретации допускает неоднозначное прочтение.

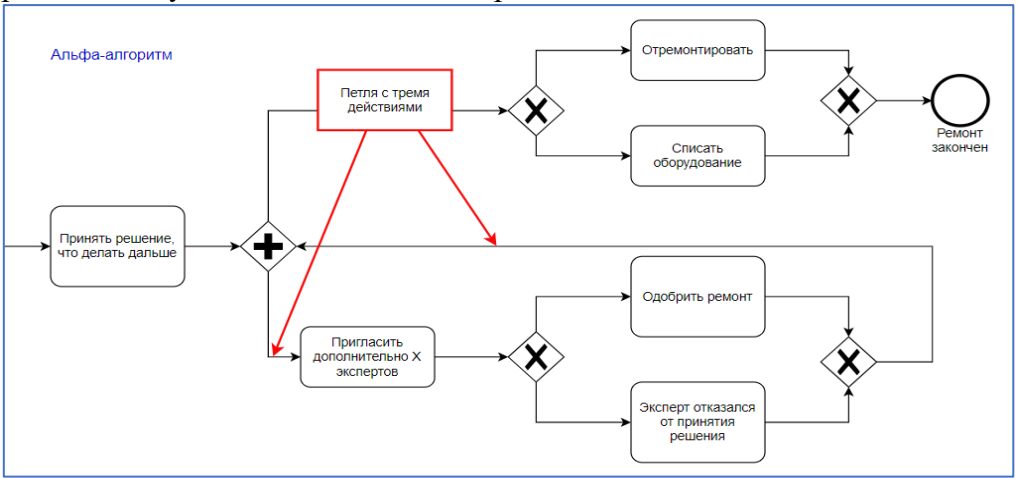


Рисунок 3. Вторая часть бизнес-процесса, построенная альфа-алгоритмом – Составлено авторами

Inductive Miner, результат работы которого представлен на рисунке 4, оформляет каждый повторяющийся элемент в виде самостоятельной локальной петли. Благодаря этому модель приобретает чёткую иерархию: отдельные варианты прохождения процесса не смешиваются, а схема остаётся удобочитаемой даже при наличии множества развилок.

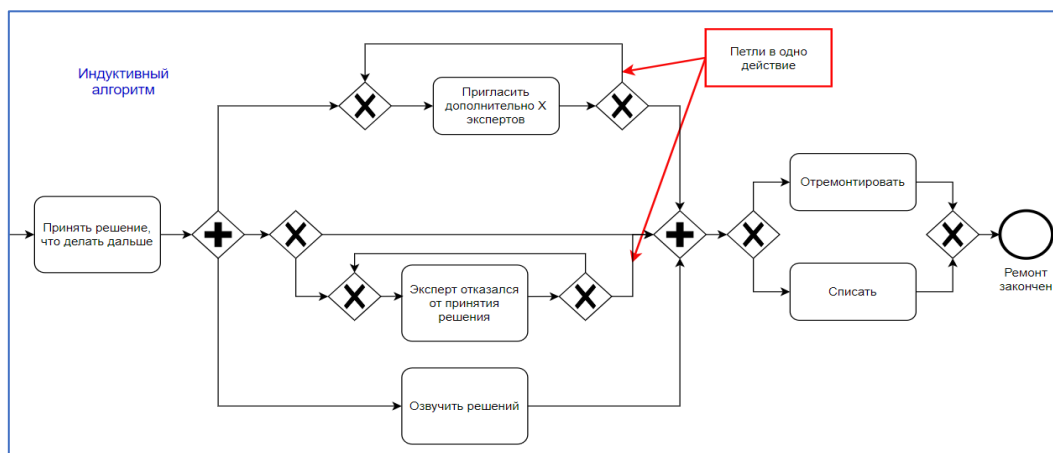


Рисунок 4. Вторая часть бизнес-процесса, построенная индуктивным алгоритмом – Составлено авторами

Heuristics Miner, модель которого приведена на рисунке 5, кодирует частоту переходов в весах дуг: доминирующие маршруты визуально выступают на первый план. Обратная сторона такой детализации — появление в схеме статистически значимых, но содержательно пустых связей. Когда подобных избыточных дуг накапливается много, модель становится перегруженной, хотя костяк основных маршрутов при этом сохраняется различимым.

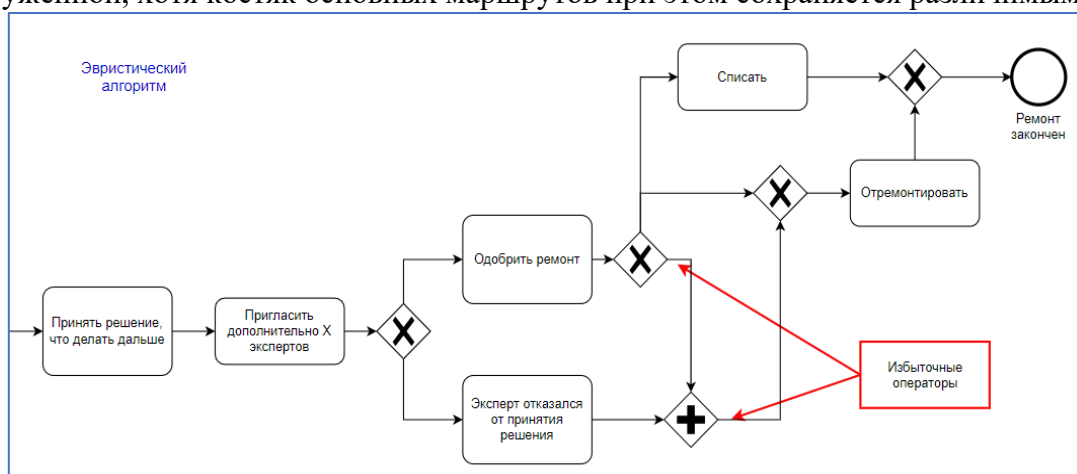


Рисунок 5. Вторая часть бизнес-процесса, построенная эвристическим алгоритмом – Составлено авторами

Проведённое сравнение позволяет систематизировать характеристики алгоритмов по нескольким критериям. В таблице 1 представлены результаты сопоставительного анализа.

Таблица 1

Сравнительная характеристика алгоритмов обнаружения процесса

Критерий сравнения	Альфа-алгоритм (α -algorithm)	Inductive Miner	Heuristics Miner
Способ представления повторов и циклов	Объединяет повторяющиеся действия в общую составную петлю, что формально корректно,	Каждое повторяющееся действие оформляется как отдельная локальная	Повторяемость переходов отражается через взвешенные частотные дуги, что

	однако на вариативных участках затрудняет визуальный анализ схемы	петля; модель приобретает иерархическую структуру и остаётся легко читаемой	делает наиболее распространённые маршруты визуально выраженными
Устойчивость к шуму и редким отклонениям	Низкая — даже единичные отклонения отражаются в структуре модели и могут породить артефакты	Средняя — при достаточном объёме данных редкие отклонения отсеиваются, хотя алгоритм может оказаться излишне строгим	Высокая — пороги частоты позволяют целенаправленно исключать шумовые переходы из модели
Читаемость и интерпретируемость модели	Средняя и ниже — составные петли и обилие развилок на сложных участках затрудняют интерпретацию	Высокая — иерархическое и компактное представление позволяет быстро выделить ключевые структуры процесса	Средняя — доминирующие связи читаются хорошо, однако при высокой детализации схема может перегружаться избыточными дугами
Сложность вычислительной реализации	Низкая — алгоритм реализуется просто и не предъявляет высоких требований к вычислительным ресурсам	Высокая — рекурсивное разбиение журнала на больших объёмах данных существенно увеличивает время вычислений	Средняя — требует подбора пороговых параметров, однако в целом доступен при стандартных вычислительных мощностях
Возможность работы с параллелизмами	Ограниченная — простые параллелизмы распознаются корректно, тогда как сложные конструкции нередко воспроизводятся с ошибками	Полная — специализированные операторы обеспечивают корректное выявление параллельно выполняемых подпроцессов	Хорошая — параллелизмы выявляются через частотный анализ переходов, однако результаты рекомендуется верифицировать экспертно
Рекомендуемая область применения	Первичное знакомство с несложными, предварительно очищенными процессами; учебные задачи по Process Mining	Работа с объёмными и вариативными журналами событий; построение эталонных и справочных моделей процессов	Извлечение типичных паттернов из зашумлённых данных; процессы с высокой долей нестандартных вариантов выполнения

Таким образом, выбор конкретного алгоритма должен определяться природой исходных данных и конкретными целями исследования. Нередко наибольший аналитический эффект достигается при последовательном применении нескольких алгоритмов: Heuristics Miner фильтрует шум и выявляет устойчивые паттерны, Inductive Miner строит на их основе

структурированную модель, а альфа-алгоритм используется для точечной верификации отдельных фрагментов процесса.

Второй этап Process Mining — проверка соответствия (conformance checking) — направлен на сопоставление зафиксированного в журнале событий реального хода процесса с его эталонной моделью, полученной на предыдущем этапе либо разработанной экспертным путём. Для количественной оценки расхождений используются две взаимодополняющие метрики. Fitness (пригодность) отражает, в какой мере модель способна воспроизвести все следы, зафиксированные в журнале, — иными словами, насколько полно она покрывает наблюдаемое поведение. Precision (точность) показывает, насколько узко модель очерчивает допустимое поведение: высокая точность означает, что модель не порождает ветвей, не подтверждённых данными. На практике оба показателя редко достигают максимума одновременно, и аналитику приходится находить приемлемый баланс между ними. Наряду с метриками существенную роль играет анализ отклонений: он позволяет выявить нетипичные последовательности событий, установить их причины и локализовать проблемные участки — узкие места, ошибки исполнения, избыточные операции. Сравнение показателей до и после внесённых изменений даёт возможность объективно оценить эффективность принятых мер.

Третий этап — улучшение процесса (process enhancement) — переводит выводы, полученные в ходе проверки соответствия, в плоскость практических решений. Перечень возможных мер широк: от перестановки отдельных шагов и перераспределения зон ответственности до внедрения RPA-автоматизации и переработки информационных систем. При этом сам факт внедрения изменений ещё не означает достижения результата: не менее важен последующий мониторинг с использованием тех же инструментов Process Mining. Отслеживание метрик fitness и precision в совокупности с временными показателями и частотой отклонений до и после вмешательства позволяет дать взвешенную оценку достигнутому эффекту и при необходимости скорректировать принятые меры. Process enhancement, таким образом, не разовое мероприятие, а устойчивый управленческий цикл «диагностика — действие — оценка», в котором каждое решение опирается на измеримые данные.

Наряду с неоспоримыми достоинствами — независимостью от субъективных оценок, выявлением латентных сбоев, частичной автоматизацией аналитики и возможностью численно оценить эффект изменений — технология сопряжена с несколькими устойчивыми ограничениями. Центральное из них — качество входных данных: при отсутствии ключевых атрибутов, нарушенной временной последовательности или пропусках в записях построить достоверную модель не представляется возможным. Не менее острой остаётся проблема масштабируемости: при обработке журналов крупных предприятий, насчитывающих сотни миллионов и миллиарды событий, вычислительная нагрузка ряда алгоритмов выходит за рамки практически допустимого. Третье — проблема восприятия: построенные модели нередко остаются непрозрачными для бизнес-пользователей без специальной подготовки, что обуславливает запрос на более интуитивные средства визуализации. Перспективы методологии связаны прежде всего с встраиванием алгоритмов машинного обучения для автоматической детекции аномалий и краткосрочного прогнозирования, развитием интерактивных инструментов исследования данных, а также с интеграцией Process Mining в системы управления бизнес-процессами в режиме реального времени.

Изложенный материал даёт основания рассматривать Process Mining как научно состоятельную и практически востребованную методологию, позволяющую получать объективную картину реального выполнения бизнес-процессов непосредственно из данных журналов событий. Три ключевых составляющих — обнаружение процесса, проверка соответствия и улучшение процесса — в совокупности образуют замкнутый цикл, в котором результаты каждого витка анализа питают следующий. Выбор алгоритма обнаружения определяется характером данных и задачами исследования: альфа-алгоритм целесообразен для быстрого первичного изучения несложных процессов, Inductive Miner — для работы с объёмными и вариативными журналами, Heuristics Miner — когда данные зашумлены и

требуется прежде всего выделить типичные паттерны. Несмотря на ограничения, обусловленные качеством входных данных и вычислительной сложностью ряда алгоритмов, технология устойчиво расширяет сферу применения в реальном секторе, а её дальнейшее развитие — в первую очередь в направлении интеграции с методами искусственного интеллекта и онлайн-мониторинга — открывает значительные перспективы.

Список источников

1. Wil van der Aalst, W. M. P. Process Mining: Data Science in Action / W. M. P. van der Aalst. — 2nd ed. — Heidelberg : Springer, 2016. — 467 p. — ISBN 978-3-662-49850-7.
2. Барсегян А. А. Анализ данных и процессов : учебное пособие / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, И. И. Холод [и др.]. — 3-е изд. — Санкт-Петербург : БХВ-Петербург, 2009. — 512 с. — ISBN 978-5-9775-0364-4.
3. Васильев Н. В. Введение в структурный синтез процессов автоматизации управления (Process Mining) : учебное пособие / Н. В. Васильев, А. И. Яшин. — Санкт-Петербург : Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2021. — 86 с. — ISBN 978-5-7629-2848-9.
4. Демушкина К. М. Анализ возможностей инструментов реализации технологии Process Mining / К. М. Демушкина, А. В. Кузьмин // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. — 2023. — Т. 25, № 4. — С. 114–120. — DOI: 10.37313/1990-5378-2023-25-4-114-120.
5. Ермакова Т. А. Процессный подход к управлению и технология Process Mining / Т. А. Ермакова // Экономика и управление производством : материалы 85-й научно-технической конференции (с международным участием), Минск, 1–13 февраля 2021 г. — Минск : БГТУ, 2021. — С. 206–208.
6. Эксперты оценили перспективы роста рынка процессной аналитики в РФ. — Известия, 04.09.2024. — URL: <https://iz.ru/1753666/2024-09-04/eksperty-otcenili-perspektivy-rosta-rynka-processnoi-analitiki-v-rf>

Сведения об авторах

Алёшечкина Таисия Александровна, магистр, кафедра Менеджмента в энергетике и промышленности, Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего Образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», Москва, Россия.

Хабибулина Диана Рамильевна, магистр, кафедра Менеджмента в энергетике и промышленности, Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего Образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», Москва, Россия.

Денисенко Вера Константиновна, научный руководитель, научный сотрудник, ассистент кафедры безопасности и информационных технологий, Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего Образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», Москва, Россия.

Information about the author

Alyoshechkina Taisiya Alexandrovna, master's degree, Department of Management in Energy and Industry, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MPEI", Moscow, Russia.

Khabibulina Diana Ramilevna, master's degree, Department of Management in Energy and Industry, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MPEI", Moscow, Russia.

Denisenko Vera Konstantinovna, Scientific Advisor, Research Fellow, Assistant of the Department of Security and Information Technologies, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MPEI", Moscow, Russia.

