

УДК 004.94

**ВЫЯВЛЕНИЕ И ИНТЕРПРЕТАЦИЯ УЗКИХ МЕСТ В БИЗНЕС-ПРОЦЕССАХ,
ОСНОВАННЫХ НА ЗНАНИЯХ****К.В. Самойлова, Е.Б. Замятина (Пермь)****Введение**

Выявление узких мест является одной из ключевых задач анализа и оптимизации бизнес-процессов. Существует широкий спектр исследований, посвящённых обнаружению недостатков ресурсов, временных задержек и иных проблем в бизнес-процессах. Однако следующим шагом становится задача интерпретации: недостаточно только зафиксировать узкое место, необходимо объяснить его происхождение и предложить меры по его устранению. Каким образом можно объяснить возникновение узких мест или рисков? Этот вопрос остаётся открытым и требует использования специальных математических методов и программных средств.

В работе предлагается решение обеих задач на основе многомодельного подхода, объединяющего трансформацию моделей бизнес-процессов, представленных в нотации BPMN, UML и прочих языков описания бизнес-процессов в имитационные модели и использование экспертной системы. Трансформация модели позволяет рассмотреть процесс с разных точек зрения и проанализировать его поведение в динамике, а экспертная система, основанная на онтологии знаний, расширяет представление о процессе: выявляет риски и формулирует контрмеры по их устранению. Такой подход обеспечивает не только обнаружение узких мест, но и объясняет причину их возникновения.

Существующие методологии выявления рисков бизнес-процессов

В литературе по моделированию бизнес-процессов представлен ряд методологий, решающих проблему выявления узких мест в бизнес-процессах. Так, в методологии POSeM (Process-Oriented Security Modeling) бизнес-процессы дополняются описанием угроз и требований к безопасности бизнес-процессов [1]. Методология ROPE (Risk-Oriented Process Evaluation, Jakoubi et al) расширяет этот подход и позволяет учитывать вероятность возникновения и последствия событий, которые влекут за собой риски [2]. Методология INMOTOS (Integrating Methodologies for Modeling, Simulation and Analysis of Operational Risks, Zechner et al) вводит вспомогательного агента, способного идентифицировать риски или их последствия [3]. Эти работы демонстрируют стремление исследователей интегрировать управление рисками с имитационным моделированием бизнес-процессов. Однако они фокусируются в первую очередь на количественной оценке рисков и не затрагивают задачу выявления причин, по которым эти риски возникли.

Одним из значимых направлений исследований является проверка соответствия (conformance checking) между моделью бизнес-процесса и фактическим исполнением. В работе Розинат и ван дер Аалста [4] предложен метод автоматического сопоставления журналов событий с эталонной моделью процесса. Такой анализ позволяет выявлять события, когда реальные траектории выполнения бизнес-процесса выходят за пределы модели, фиксировать пропущенные или дополнительные шаги, а также обнаруживать задержки выполнения бизнес-процессов. Авторы показывают, что даже при наличии корректной модели бизнес-процесса в реальности он часто отклоняется от нормативного сценария, что ведёт к росту времени выполнения и появлению узких мест. Этот подход реализован в среде ProM, и он стал основой для последующих исследований в области process mining. Однако этот класс методов сосредоточен на

сравнении фактического и нормативного поведения и не решает задачу объяснения причин аномалий в исполнении бизнес-процессов.

Особое внимание в последние годы уделяется вопросам объяснимости имитационных моделей. В работе Григоряна и Коллинза (2023) подчёркивается, что даже агент-ориентированные симуляции при большом числе параметров становятся трудными для интерпретации и фактически воспринимаются как «чёрный ящик» [5]. Авторы ставят перед собой цель сделать такие модели более прозрачными и предлагают использовать методы оценки важности признаков. Важность признаков в этом случае определяется с использованием объяснимого искусственного интеллекта (объяснимый искусственный интеллект или ХАИ – подход к разработке искусственного интеллекта, при котором его решения становятся понятными для человека). На примере агентной модели «хищник–жертва» было показано, что именно параметры, связанные с размножением популяции, оказывают решающее влияние на поведение системы, тогда как другие переменные практически незначимы. Таким образом, работа демонстрирует, что методы объяснимого ИИ могут применяться для анализа и объяснения динамики симуляции. Однако такой подход ограничивается количественной чувствительностью параметров и не выявляет структурные недостатки бизнес-процессов, что и становится предметом нашего исследования.

Описание предлагаемого подхода

Авторы настоящей статьи предлагают использовать как методы имитационного моделирования, так и экспертные системы для выявления рисков в бизнес-процессах и определения причин их возникновения. Рассмотрим более подробно этот подход, представленный на рис.1.

Первым этапом осуществляется сбор экспертных знаний о бизнес-процессе. Эти знания включают описание операций, ролей, возможных ошибок и рисков. Для систематизации информации применяется методология MASK, которая позволяет выявить риски, их причины и возможные меры по предотвращению этих рисков [6]. На следующем шаге происходит формализация экспертных знаний в онтологии. Полученные элементы — процессы, события, причины и последствия — кодируются в виде классов и связей между ними. Затем онтологию используют как базу знаний в экспертной системе. Экспертная система формулирует вопросы, позволяющие выявить наиболее вероятные причины обнаруженной угрозы (риска) и сопоставляет их с возможными мерами реагирования на эту угрозу (риск).

Таким образом, экспертная система не только фиксирует наличие проблемы, но и предлагает контрмеры, направленные на снижение риска или устранение дефекта в бизнес-процессе.

На следующем этапе разрабатывается модель M_x бизнес-процесса в одной из стандартных нотаций (IDEF [7], BPMN [8], UML [9] и др.). Такая модель описывает структуру бизнес-процесса, его участников и последовательность операций. Для целей анализа предложенная система выполняет автоматизированное преобразование модели M_x в модель, где M_Y^Z . M_Y - это имитационная модель бизнес-процесса, которую описывают с помощью одного из языков имитационного моделирования: GPSS[10], AnyLogic[11], NetLogo[12] и т.д., а $Z = \{QT, PN, \dots, MC\}$ представляет собой математическую основу, лежащую в основе выбранной модели (теория массового обслуживания, сети Петри, цепи Маркова, теория графов и др.). Такой подход обеспечивает единый механизм преобразования модели от концептуального уровня к аналитическому и экспериментальному уровню (имитация) [13].

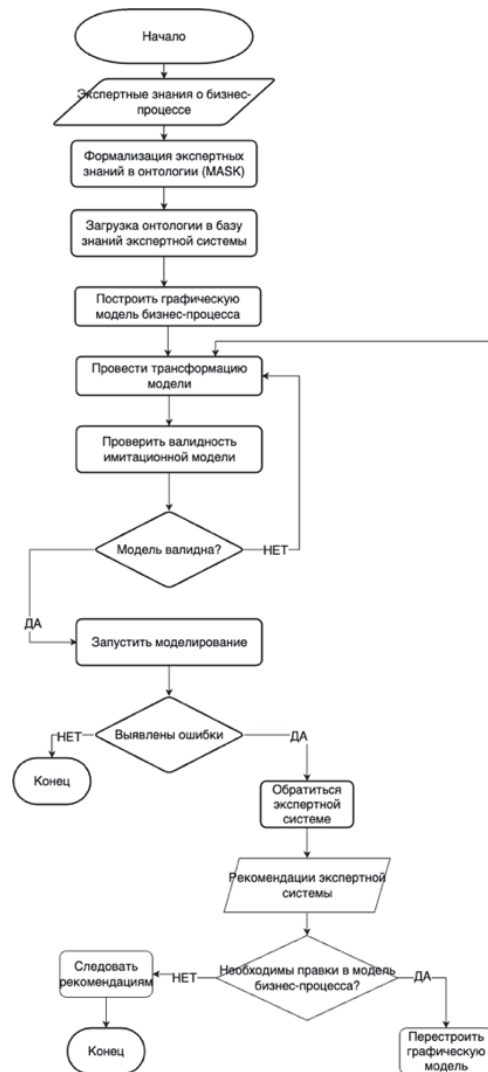


Рис.1. Алгоритм определения надежности бизнес-процесса, выявления и устранения рисков

После построения имитационной модели выполняется её валидация. Этот этап принципиально важен, так как он обеспечивает соответствие модели реальному бизнес-процессу: в противном случае анализировался бы не существующий в действительности процесс, а артефакт случайной трансформации. Для проведения валидации применяется онтологический подход, позволяющий проверить соответствие элементов модели терминам и связям, зафиксированным в базе знаний. В частности, используется метод, предложенный Ngom A. и Kamara-Sangare F. [14], позволяющий формально сопоставлять модель и онтологию предметной области.

Далее выполняются имитационные эксперименты. Если в их ходе выявляются узкие места или аномалии в поведении процесса, инициируется обращение к экспертной системе. Экспертная система, опираясь на базу знаний, формулирует возможные объяснения и предлагает применить контрмеры, которые позволяют избавиться от рисков. На данном шаге возможна и реструктуризация бизнес-процесса, включающая добавление контрольных операций, перераспределение ресурсов или изменение порядка действий.

Отличительной особенностью предложенного подхода является его многомодельный характер: допускается использование различных математических средств (сети Петри, СМО, цепи Маркова, теория графов и др.) для исследования

функционирования бизнес-процесса в динамике и анализа эффективности предлагаемых контрмер. Дополнительно используется онтологический подход, позволяющий формально фиксировать риски и их причины. Ещё одной особенностью является гибкость в выборе инструментов: возможно применение любого доступного языка имитационного моделирования (AnyLogic, GPSS, NetLogo и др.) и любой из распространённых бизнес-нотаций (BPMN, UML, IDEF) для описания процесса. На каждом этапе трансформации и анализа выполняется валидация моделей, что обеспечивает надёжность получаемых результатов.

Более подробно рассмотрим этапы процесса выявления рисков и пример применения предлагаемого подхода.

Методология MASK и экспертная система

Методология MASK (Method for Analysing and Structuring Knowledge) была разработана в рамках исследований по управлению знаниями и на протяжении последних десятилетий получила широкое применение в промышленности и организационном управлении [6]. Основное назначение метода состоит в капитализации экспертных знаний — извлечении, структурировании и накоплении опыта специалистов с целью его повторного использования и передачи в организации. MASK ориентирован на решение трёх стратегических задач управления знаниями: фиксирование опыта и формирование корпоративной памяти, перевод индивидуальных знаний в коллективные и поддержка инноваций и обучения.

Метод реализует цикл, включающий извлечение знаний через интервью с экспертами и анализ документации, их формализацию в структурированном виде, формирование книги знаний, использование накопленных материалов в практической деятельности и постоянную эволюцию корпоративной памяти. Ключевым результатом применения метода является «Книга знаний», представляющая собой многоаспектное описание накопленного опыта. В ней фиксируются риски, причины их возникновения, последствия для процесса и организации, а также контрмеры, направленные на предотвращение или смягчение последствий возникновения риска. Такая структура позволяет формировать причинно-следственные цепочки, удобные как для анализа рисков, так и для проектирования мер реагирования на них.

В качестве примера в исследовании рассматривается бизнес-процесс работы маркетплейса. В связи с этим извлечение знаний осуществляется именно в контексте функционирования складских и логистических операций и ориентировано на выявление и предотвращение рисков. Для накопления и дальнейшей обработки эти знания сохраняются в виде онтологии, что соответствует требованиям книги знаний в методологии MASK и обеспечивает возможность их машинной интерпретации.

В онтологии выделяются основные классы: Риск, Причина, Последствие, Контрмера. Между ними задаются объектные отношения: имеетПричину (Риск - Причина), приводитК (Причина - Последствие), решается (Риск - Контрмера). Такая структура позволяет формировать причинно-следственные цепочки, в которых фиксируется логика возникновения инцидентов и предлагаются меры реагирования на эти инциденты.

На рис. 2 приведён фрагмент онтологии, построенной для описания бизнес-процессов маркетплейса, где показаны указанные классы и связи между ними.

На основе онтологической модели, сформированной по методологии MASK, реализуется экспертная система поддержки принятия решений. Базой знаний системы является OWL-онтология, содержащая описание рисков, причин, последствий и контрмер. Механизм логического вывода основан на обходе графа в глубину.

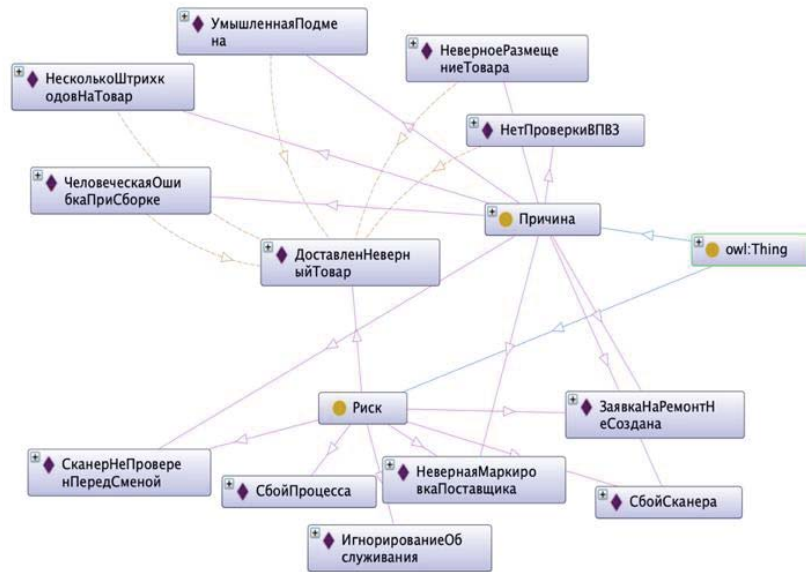


Рис.2. Фрагмент онтологии

Алгоритм функционирования системы включает следующие шаги:

- пользователь выбирает интересующий риск;
- программная система находит связанные с ним причины через отношение «имеетПричину» и формулирует уточняющие вопросы;
- если ответ пользователя указывает на наличие причины, она считается подтверждённой. Для каждой подтверждённой причины проверяется, не связана ли она с другими рисками через отношение «приводитК»;
- если связь существует, процедура повторяется рекурсивно;
- на завершающем этапе для всех подтверждённых причин извлекаются контрмеры через отношение «решается», формируя итоговый список рекомендаций.

В демонстрационном прототипе программной системы реализован графический интерфейс на Python с использованием библиотеки tkinter [15], позволяющий пользователю выбирать риски и отвечать на уточняющие вопросы (рис. 3). Результатом работы системы является список мер с пояснением: какой риск был зафиксирован, какие причины его обусловили и какие действия могут снизить негативные последствия.

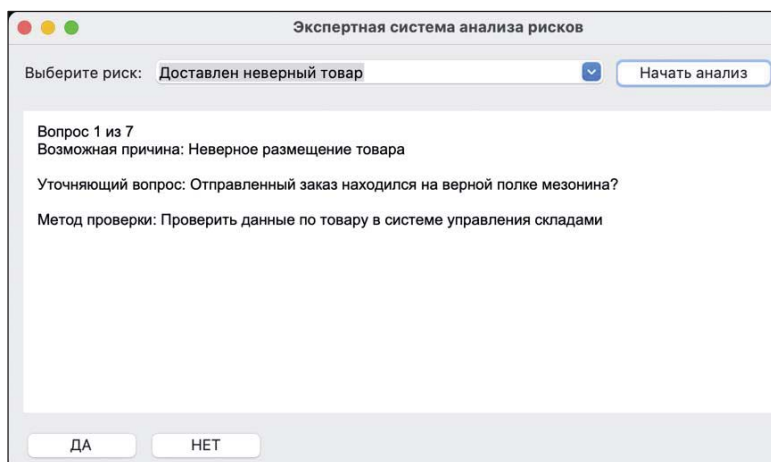


Рис.3. Экран прототипа экспертной системы

Программная система поддерживает возможность расширения базы знаний. При выявлении новых причин или контрмер они могут быть добавлены в онтологию, что обеспечивает накопление знаний.

Разработанная архитектура сочетает три ключевых компонента: методологию MASK для извлечения знаний, онтологическую модель для их формализации и экспертную систему для логического вывода и поддержки принятия решений. Такой подход обеспечивает прозрачность, объясняет причины возникновения рисков и является адаптивной при выборе контрмер, а также демонстрирует совместимость с современными платформами управления знаниями и международными стандартами.

Пример применения предлагаемого подхода

В качестве примера применения предлагаемого подхода рассмотрен бизнес-процесс работы маркетплейса. Данный процесс имеет два исходных потока: формирование заказов покупателями и поступление поставок от поставщиков. Модель МХ бизнес-процесса представлена в нотации BPMN (рис. 4).

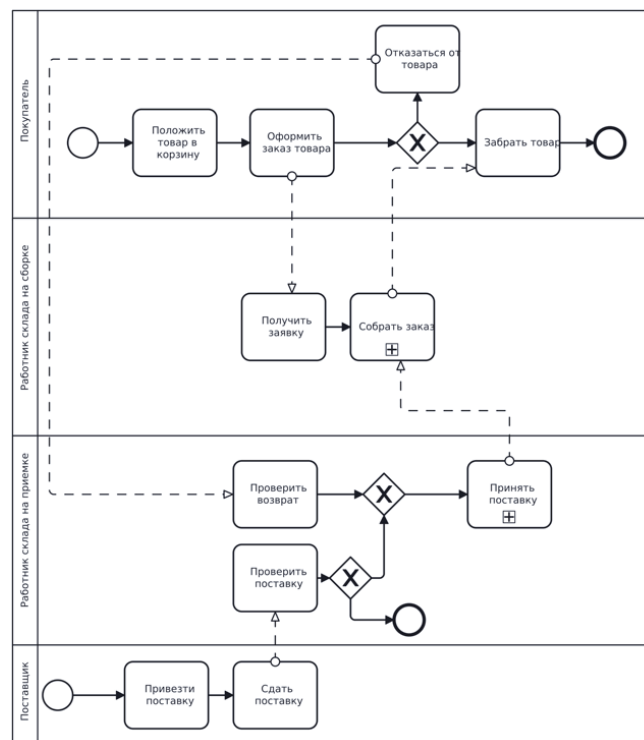


Рис.4. Бизнес-процесс работы маркетплейса

Модель включает четыре пула участников: покупатель, работник склада на сборке, работник склада на приёмке и поставщик. Покупатель формирует заказ, помещая товар в корзину и оформляя его, после чего ожидает доставки. При поступлении заказа товар либо выкупается, либо возвращается. Отказанный товар направляется на приёмку, где проверяется сотрудником склада. Аналогичным образом новые поставки также проходят проверку на приёмке перед тем, как поступить в обращение.

Для анализа поведения бизнес-процесса модель МХ, представленная в нотации BPMN, трансформируется в имитационную модель МУ. В качестве математического аппарата выбрана система массового обслуживания, реализованная в среде AnyLogic (рис. 5).

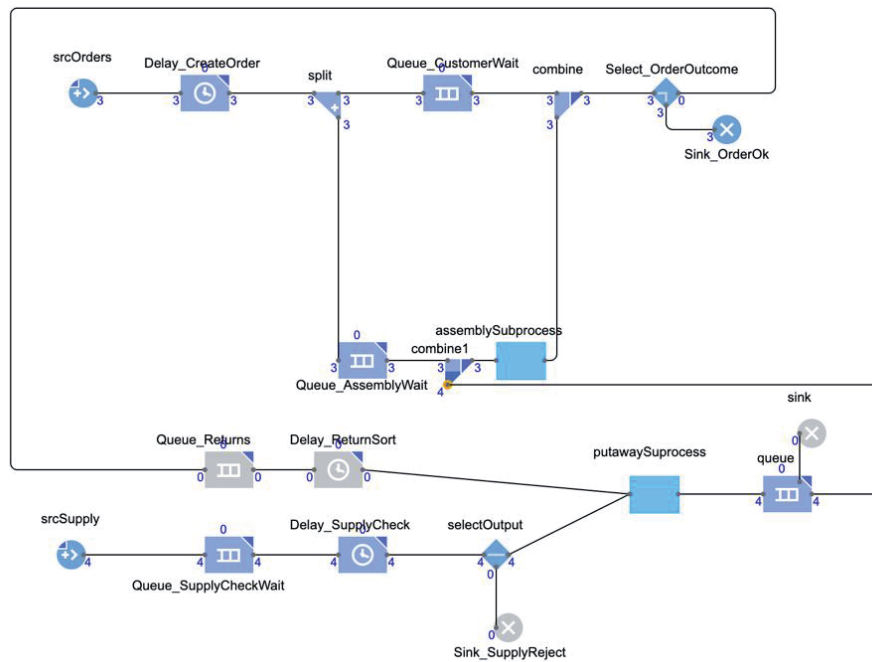


Рис.5. СМО работы маркетплейса

Построенная модель прошла валидацию при помощи онтологического подхода, что позволило убедиться в её соответствии реальному бизнес-процессу. После подтверждения корректности модели был запущен имитационный эксперимент. В ходе наблюдения за графиками ключевых метрик фиксируется устойчивая динамика: при стабильном объёме заказов и поставок наблюдается рост разрыва между количеством заказов и количеством фактически выкупленных товаров (рис. 6). Данное расхождение свидетельствует о нарушении нормального функционирования процесса и указывает на наличие скрытого узкого места. Для интерпретации выявленной аномалии инициируется обращение к экспертной системе, которая, опираясь на базу знаний, формулирует уточняющие вопросы и предлагает возможные объяснения причин возникновения рисков.

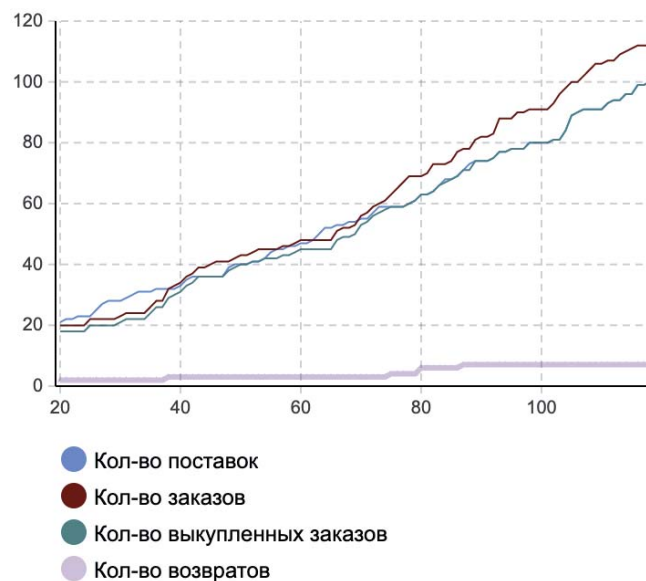


Рис. 6. Разрыв между количеством заказов и выкупов в ходе имитационного эксперимента

В ходе имитационного эксперимента было зафиксировано увеличение разрыва между количеством заказов и количеством фактически выкупленных товаров. Далее был инициирован запуск экспертной системы (ЭС). Сначала ЭС сформулировала уточняющие вопросы, проверяющие стабильность потоков заказов и поставок, динамику возвратов товаров, а также загрузку этапов их приёма и раскладки (рис. 7). Такой диалог позволил уточнить картину происходящего и отсеять гипотезы, не подтверждённые данными имитационной модели.

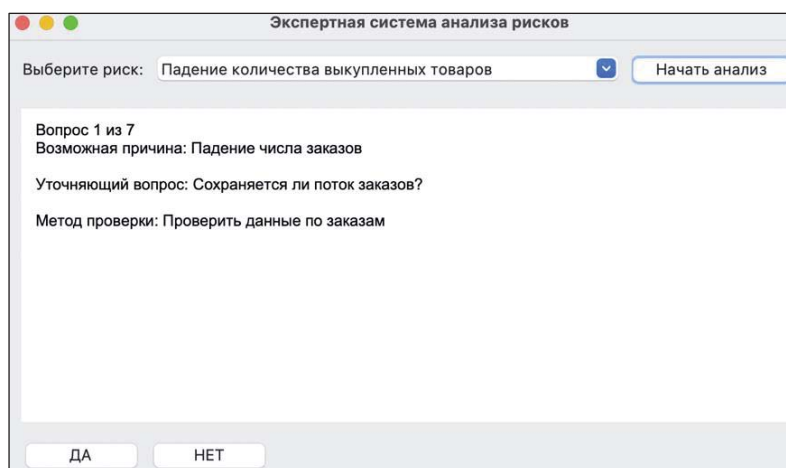


Рис. 7. Экран вопросов экспертной системы

В результате работы экспертной системы были получены пояснения и итоговые рекомендации. Выяснилось, что снижение показателя выкупок не связано с уменьшением спроса, а обусловлено отставанием отправок заказов от планового графика. Основная причина заключалась в снижении скорости обработки на складе: поток возвратов, поступающих на приёмку, оказался выше ожидаемого и обрабатывался теми же сотрудниками, которые выполняли приёмку поставок от поставщиков. Это привело к накоплению очередей и задержкам при обработке заказов.

Сформированное экспертной системой заключение указывает на ключевой риск – снижение скорости обработки заказов из-за конкуренции потоков поставок и возвратов. В качестве контрмеры предложено организационно разделить операции: распараллелить процесс приёма поставок и процесс приёма возвратов, закрепив их за разными группами сотрудников. Такая мера позволяет устранить узкое место и снизить вероятность повторного возникновения аналогичных ситуаций. Полученная модель с учетом контрмер представлена на рис. 8. На рис. 9 показана динамика поставок, заказанных и выкупленных товаров после изменений. Отдельно экспертная система инициировала проверку динамики возвратов. В ходе анализа было предложено проанализировать причины увеличения их объёма. Диалог с системой показал, что рост возвратов связан с увеличением числа случаев подмен товара. При дальнейшем рассуждении выявилось, что отдельные сотрудники нарушили регламент работы со складским оборудованием, что привело к неверному вложению товара и последующим возвратам.

Рассмотренный сценарий, связанный с ошибками сотрудников, демонстрирует ещё одну особенность предлагаемого подхода.

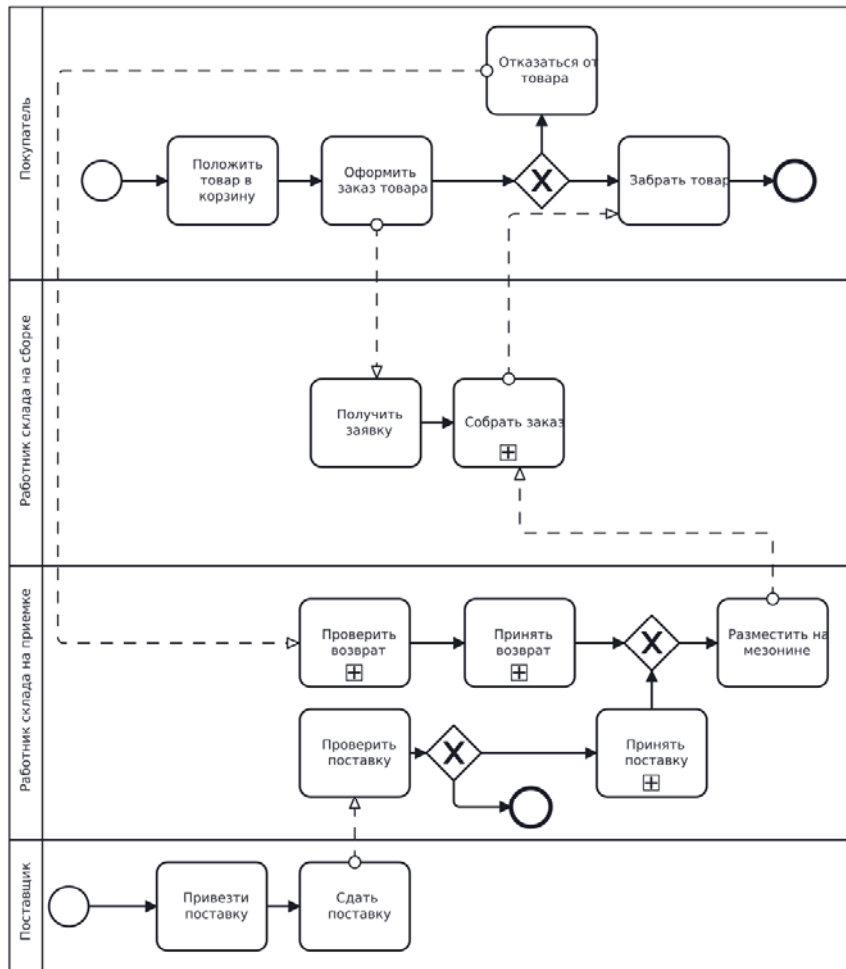


Рис. 8. Реструктуризированный бизнес-процесс работы маркетплейса

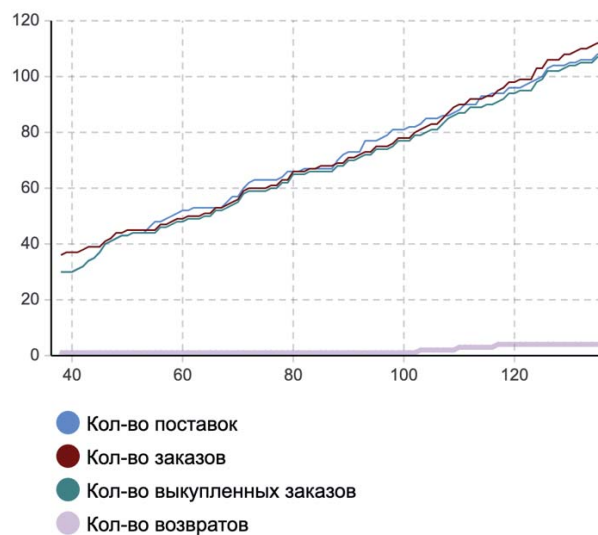


Рис. 9. Динамика заказов и выкупов в имитационной модели после изменений

Угрозы не обязательно проявляются в рамках самой имитационной модели бизнес-процесса. Они могут иметь внешнюю природу — например, быть следствием нарушений регламентов или недостаточной подготовки персонала, — однако становятся заметными через метрики, фиксируемые моделью. В таких случаях экспертная система, опираясь на онтологию знаний, позволяет установить связь между

зафиксированным отклонением и внешними факторами, выходящими за пределы формализованного процесса. Таким образом, подход обеспечивает возможность диагностики не только структурных проблем внутри бизнес-процесса, но и организационных рисков, которые проявляются в его функционировании.

Заключение

В работе предложен подход к выявлению и интерпретации рисков бизнес-процессов, основанный на интеграции имитационного моделирования и экспертной системы. В основе метода лежит многомодельный принцип: бизнес-процесс описывается в привычной нотации (BPMN, UML, IDEF), затем трансформируется в имитационную модель, основанную на одном из математических формализмах (например, СМО или сеть Петри). Такой переход позволяет анализировать процесс в динамике и выявлять скрытые риски, которые невозможно обнаружить при статическом описании. Валидация при помощи онтологического подхода гарантирует соответствие модели реальным процессам и корректность дальнейшего анализа.

Отличительной особенностью подхода является использование онтологии, построенной по методологии MASK, как базы знаний экспертной системы. Это обеспечивает не только фиксацию рисков и связанных с ними причин, но и возможность формулировать объяснения и рекомендации в виде контрмер. Таким образом, многомодельный подход позволяет объединить преимущества различных методов: моделирования (представления бизнес-процесса в различных нотациях), имитационного моделирования (с использованием фактора времени) и онтологического подхода. Синтез этих подходов обеспечивает выявление большего числа рисков, прозрачность результатов моделирования и практическую применимость при проектировании надёжных бизнес-процессов.

Литература

1. **Rohrig S.** Using Process Models to Analyse IT Security Requirements // Dissertation. 2003.
2. **Jakoubi S., Tjoa S., Quirchmayr G.** Rope: A Methodology for Enabling the Risk-Aware Modelling and Simulation of Business Processes. In: 15th European Conf. Information Systems. 2007. P. 1596-1607.
3. **Zechner L., Kieseberg P., Weippl E.** INMOTOS: Extending the ROPE-methodology // IIWAS '12 Proceedings of the 14th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services. 2012. C. 272-277.
4. **Rozinat A., van der Aalst W. M. P.** Conformance checking of processes based on monitoring real behavior // Information Systems. 2008. Vol. 33, № 1. P. 64-95.
5. **Grigoryan H., Collins A.** Feature Importance for Uncertainty Quantification in Agent-Based Modeling // Proceedings of the 2023 Winter Simulation Conference (WSC). 2023. P. 2161-2172.
6. **Nada Matta, Jean-Louis Ermine, Gérard Aubertin, Jean-Yves Trivin.** Knowledge Capitalization with a knowledge engineering approach: the MASK method. Knowledge Management and Organizational memories, Kluwer, pp.17-28, 2002, Knowledge Management and Organizational memories, ff10.1007/978-1-4615-0947-9_2ff.
7. **Menzel C., Mayer R.J.** The IDEF family of languages//Handbook on Architectures of Information Systems, Springer. 1998.
8. **Chinos M., Trombetta A.** BPMN: an introduction to the standard// Computer Standards & Interfaces. 2012. Vol. 34. №1. P. 124-134.
9. **Booch G.** et al. The unified modeling language user guide – covers UML 2.0 Addison Wesley object technology series, Addison-Wesley, 2nd edn., 2005.
10. **Varzhapetyan A.** Simulation modeling on GPSS/H // M: University book. 2018.

11. **Карпов Ю.** Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с ANYLOGIC 5. – Санкт-Петербург, 2005. С. 390.
12. **Chaudhry Q.A.** An introduction to agent-based modeling modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo: a review//Complex Adapt Syst Model 4, 11.2016. DOI:10.1186/s40294-016-0027-6/
13. **Samoylova K.V., Zamyatina E.B.** Architecture of a Software System for Designing Robust Business Processes // *Труды ИСП РАН*. 2022. № 2. С. 41-52.
14. **Ngom A., Kamara-Sangare F.** Assessing Similarity Value between Two Ontologies. IC3K 2018 Proceedings of the 10th International Joint Conference on Knowledge Discovery. 2018. С.343-350.