

Санкт-Петербургский государственный университет  
Экономический факультет  
Кафедра экономической кибернетики

**Свистунов Григорий Владимирович**

**Выпускная квалификационная работа**

**Имитационные методы анализа стратегий управления многопродуктовым  
складом**

**Simulation methods of the analysis of management strategies for multi-  
grocery warehouse**

Уровень образования: магистратура  
Направление 38.04.01 «Экономика»  
Основная образовательная программа высшего образования ВМ.5629.2021  
«Математические методы в экономике»

Научный руководитель: Михайлов  
Михаил Витальевич, к. э. н., доцент  
кафедры экономической кибернетики  
(Фамилия, имя, отчество, уч. степень, звание)

(подпись)

Рецензент:

(Фамилия, имя, отчество, уч. степень, звание)

Санкт-Петербург  
2023

## Оглавление

Список сокращений.....	4
Введение .....	5
Глава 1. Введение в проблематику предметной области.....	7
1.1. Постановка задачи, описание предметной области.....	7
1.2. Цель исследования.....	8
1.3. Оценка преимуществ и ограничений методологии.....	8
1.4. Современные проблемы в области логистики, теории управления запасами, имитационного моделирования.....	9
1.5. Выводы по современным проблемам .....	20
Глава 2. Построение и верификация имитационной модели о исследования.....	23
2.1. Построение и верификация базовой модели исследования.....	23
2.1.1. Определение имитационной модели, в частности, в терминологии ПО AnyLogic. 23	23
2.1.2 Анализ и синтез моделируемой системы.....	24
2.1.3 Определение критериев «хорошей» модели. Как мы контролируем, что модель строится «адекватно».....	25
2.1.4. Процесс симуляции в AnyLogic.....	27
2.1.5. Использование методов и библиотек AnyLogic.....	28
2.1.6. Верификация промежуточных результатов.....	29
2.1.7. Процесс построения базовой имитационной модели и ее верификация.....	31
2.2. Построение модифицированной модели многопродуктового склада.....	34
2.2.1 Определение характеристик и поведения моделируемой системы .....	34
2.2.2. Блок-схема, описание работы алгоритма.....	37
2.2.3. Выбор уровня детализации модели. Принцип Парето .....	37
2.2.4. Определение иерархии и взаимодействий компонентов .....	38
2.2.5. Конструирование модели. Отладка. Возможные ошибки. ....	39
2.2.6. Оценка адекватности модели реальной системе.....	39
2.2.7 Редукция модели и выводы. ....	41
Глава 3. Нахождение лучшего из возможных допустимых управлений .....	46
3.1. Имитационные методы оптимизации .....	46
3.1.1. Определение начальных условий для эксперимента варьирования параметра и оптимизации .....	48
3.1.2 Планирование и осуществление эксперимента варьирования параметров.....	48
3.2 Осуществление эксперимента оптимизации встроенным оптимизатором.....	53

3.2.1 Подготовка эксперимента оптимизации .....	53
3.2.2. Обоснование необходимого числа прогонов для встроенного оптимизатора.....	55
3.2.3. Нахождение субоптимального решения с помощью встроенного оптимизатора...	56
3.2.4. Замена функции издержек на нелинейную вместо линейной.....	62
Список использованной литературы .....	68

## Список сокращений

IDE – Integrated development environment, единая среда разработки;

СД – системная динамика;

АМ – агентное моделирование;

EOQ – модель экономического размера заказа;

ЛТ – модель «точно в срок»;

SKU – единица складского учета;

AGV – Автоматически управляемое транспортное средство;

LGT – line guided transporter;

i4.0 – четвертая индустриальная революция;

VSM – картирование потока ценности;

НС – гибридная симуляция;

ИМ – имитационное моделирование.

## Введение

На протяжении всего времени существования человечество испытывало потребность в хранении продуктов, товаров и материалов. Но если во времена античности проблема хранения закрывалась наличием крытого помещения, защищенного от осадков, недоступного для грызунов и других животных, которые вредят хранимым объектам, то по мере развития человечества, а вместе с этим экономических реалий, появилась и потребность в модернизации помещений пригодных для складского хранения постоянно расширяющегося спектра товаров и продуктов. Однако, данное исследование построено не вокруг склада как структурной единицы системы запасаения, а вокруг того, как экономические агенты выбирают те или иные стратегии управления складом, более того, как эти стратегии соотносятся друг с другом, если склад является многопродуктовым? В литературе представлено множество моделей управления, в большинстве своем аналитических, однако они очень часто предоставляют сильно абстрактные решения, нередко оторванные от реального применения в бизнесе. В то же время уже более 20 лет существуют различные IDE и другие системы взявшие за основу имитационные методы моделирования, которые бизнес использует повсеместно.

В целом, со становлением имитационного моделирования как отдельной предметной области системного анализа, начиная с 60-х годов двадцатого века опубликовано множество работ, где имитационные методы конкурируют с аналитическими и часто проигрывают по формальному критерию нахождения оптимального решения (единственного и наилучшего). Однако, справедливость данного подхода верна для хорошо формализованных систем и соответствующих им абстрактных аналитических моделей, и в случае пересчитывающих их имитационных моделей при неизменных предпосылках и параметрах. В связи с этим можно обозначить несколько вопросов:

1. Как же заинтересованное лицо может получить ответ на поставленный вопрос, если аналитической модели нет?
2. В каком-то конкретном случае мы не можем пренебрегать некоторыми деталями, которые не могут быть описаны аналитически?
3. Что делать если не хватает знаний для решения задачи аналитическими методами?

Для решения вышеперечисленных вопросов можно обратиться к имитационным методам исследований.

Итак, какое место в теории управления запасами занимает имитационное моделирование? Имитационное моделирование является важным инструментом. Оно используется для понимания поведения системы путем создания компьютерной модели, имитирующей взаимодействия и процессы, протекающие в реальной системе. Имитационное

моделирование позволяет менеджерам и другим работникам бизнеса в сфере складской логистики и не только, тестировать различные сценарии и оценивать влияние различных решений на систему инвентаризации на их предприятиях. Имитационные модели можно использовать для анализа производительности различных систем управления запасами при различных обстоятельствах, включая ситуации, когда изменчивы спрос, время выполнения заказов и количество заказов. Это упрощает работу менеджерам, и другим работникам отрасли в принятии обоснованных решений о политике управления запасами, в том числе отвечая на главные вопросы: что, сколько и когда заказывать. Помимо названных ранее сценариев применения имитационного моделирования, оно также полезно при анализе сетей цепочек поставок, в том числе и глобальных. Данный тип моделей позволяет менеджерам оптимизировать уровни запасов по всей сети цепочки поставок. Такие имитационные модели можно использовать для оценки производительности различных конфигураций цепочек поставок, например при различных местоположениях поставщиков и распределительных центров, для определения областей, после выявления узких и слабых мест, требующих улучшения.

Таким образом, имитационное моделирование является важным инструментом в теории управления запасами, который позволяет менеджерам по запасам:

- тестировать различные сценарии не на реальном объекте, а на смоделированной системе, которая адекватна и валидна по отношению к реальной;
- оценивать влияние различных решений и оптимизировать уровни запасов не только по всей сети цепочки поставок в целом, но и на каждом конкретном узле, таком как, например, многопродуктовый склад.

В данной работе научный интерес представляет рассмотрение ситуации, в которой за основу берется базовая аналитическая модель управления запасами, далее по ней создаётся верифицированная имитационная модель, которая за счет пластичности и совершенства метода выходит за рамки предпосылок базовой аналитической модели, но при этом показывает такой же валидный и верифицированный результат. После базовая имитационная модель модифицируется так, чтобы усложнить аналитическое описание модели. Далее находится лучшее из допустимых управлений в результате проведения экспериментов над имитационной модифицированной моделью. Дополнительным побочным результатом исследования может стать оценка влияния разных параметров на выходы модифицированной имитационной модели. В рамках выполнения работы необходимым представляется применение комбинации системно-функционального и экспериментального подходов в связи со спецификой предметной области. Также требуется применить различные методы исследований, такие как системный, сравнительный, экспериментальный.

## Глава 1. Введение в проблематику предметной области

### 1.1. Постановка задачи, описание предметной области

Существует огромное количество разнообразных подходов, стратегий, методов, концепций управления складом, давно вошедших в нашу жизнь, на которых строится большинство курсов по логистике или управлению запасами, однако ни одна модель не может быть исчерпывающей поскольку так или иначе является упрощением результата переноса реальной системы из нашего мира в мир математических моделей.

Стоит отметить, что при всех возможных несовершенствах методов имитационного моделирования, именно они позволяют справляться с различными задачами, в том числе управлением запасами, особенно когда моделируемая система слабо формализована. В связи с этим представляется интересным разработать имитационную модель на основе строгой аналитической модели, проверить совпадение результатов при одинаковых ограничениях, а далее расширить имитационную модель так, чтобы аналитически её невозможно было решить. После этого провести ряд оптимизационных экспериментов, с целью нахождения лучшей стратегии управления многопродуктовым складом. Также, в ходе данных процессов, ожидается получение косвенных, дополнительных результатов. Главнейшим инструментом в данном исследовании является системный метод. Системный метод — это один из методов исследования, используемый для анализа сложных систем путем изучения их компонентов, процессов, взаимодействий и циклов обратной связи, применяемый в различных областях, включая управление бизнесом, инженеррию, политологию и др.[3] Главное назначение метода направлено на понимание влияния различных переменных на общую производительность и поведение реальной системы. Системный метод начинается с выявления границ изучаемой системы с последующим определением ее элементов, отношений и взаимодействий. В ходе исследования могут использоваться различные инструменты, такие как блок-схемы, диаграммы и математические модели, для визуализации системы и ее компонентов. Одним из преимуществ считается то, что сам метод поощряет целостный подход к исследованию, при котором все компоненты системы изучаются по мере их взаимодействия и взаимосвязи друг с другом. Системный метод исследования используется во многих областях, в том числе, в таких как:

1. Бизнес. Системный подход часто используется для анализа организационных структур и процессов принятия решений внутри компаний, или в конкретных структурных единицах предприятий.

2. Инженерия. Инженеры используют системное мышление для проектирования и улучшения сложных систем, таких как транспортные системы, инженерные сети и производственные процессы.

3. Политология. Политологи используют системный подход для изучения взаимодействия политических институтов, политики и акторов.

4. Социальные науки: социологи используют системный подход для исследования того, как индивидуальное поведение влияет на более широкие системы, такие как общество или семья, и подвергается их влиянию.

В целом, системный метод исследования полезен при изучении сложных систем, выявлении проблем и возможностей для улучшения, а также разработке решений, учитывающих взаимодействие и отношения между всеми компонентами системы. Его применение является ключевым аспектом в имитационном моделировании, так как почти весь инструментарий системного анализа подходит для его применения в конструировании имитационных моделей.

## 1.2. Цель исследования

Целью исследования является, разработав имитационную модель многопродуктового склада на основе базовой аналитической, выйдя за предпосылки базовой модели, расширить имитационную модель и найти лучшую стратегию управления, показав тем самым возможности имитационных методов для решения задач подобного рода.

## 1.3. Оценка преимуществ и ограничений методологии.

Для построения модели многопродуктового склада, в рамках исследования, будет применяться среда разработки для построения имитационных моделей AnyLogic. В связи с выбором данной среды разработки стоит отметить, что к основным преимуществам имитационного моделирования в теории управления запасами можно отнести:

1. Возможность тестировать различные сценарии над симитированной экосистемой и собственно самой системой со всеми подсистемами, не затрагивая реальную среду. Подразумевается то, что эксперимент над реальной системой либо невозможен по естественным причинам, либо его проведение сопряжено с невероятными издержками.

2. Предоставление менеджерам точной и достоверной информации о процессе управления запасами и системой в целом, однако при точном соблюдении условий верификации при построении модели.

3. Облегчение выявления потенциальных узких мест и недостатков в системе.

4. Предоставление организациям возможности оптимизировать свои системы инвентаризации, определяя идеальные уровни запасов, необходимые для удовлетворения спроса, без экспериментов на реальном объекте.

К недостаткам имитационного моделирования в теории управления запасами следует отнести такие аспекты:

1. Иногда имитационное моделирование требует значительных ресурсов, в том числе времени и денег. Для простых случаев имитационное моделирование какого-либо кейса может занимать небольшое количество времени, однако если система большая, то естественно растет количество компонентов, а в след за этим увеличивается время моделирования, что сопряжено с денежными затратами. Или в случае, если мощность вычислений становится выше предельной в доступе у компании – также это приводит к росту затрат.

2. Точность имитационной модели зависит от качества входных данных, получить которые в некоторых случаях может быть невозможно.

3. Разработчику может быть сложно зафиксировать сложные взаимодействия между различными переменными, что потенциально может привести к менее точным результатам, а также в случае, если разработчик упустил из внимания какой-то фактор, или решил им пренебречь.

#### 1.4. Современные проблемы в области логистики, теории управления запасами, имитационного моделирования.

Рост глобализации в мире ставит перед отраслью логистики соразмерно глобальные вызовы. До 2020 года некоторые проблемы в этой области казались второстепенными, однако после пандемии COVID-19 на первое место встала проблема сбоев в цепочках поставок. Оправданным последствием роста глобализации является усложнение цепочек поставок, что также делает их более уязвимыми для сбоев, таких как стихийные бедствия, геополитическая напряженность и пандемии, против которых не разработаны методы борьбы или хотя бы купирования отрицательных последствий. Это только подчеркивает исключительную необходимость в гибкости цепочек поставок и в целом устойчивости в логистике как отрасли.

Также следует отметить одну из важнейших проблем, связанных с понятием «последняя миля». Доставка «последней мили» — это заключительный и все более важный этап процесса доставки. Именно этот этап несет в себе до пятидесяти процентов затрат в цепочке поставок. Логистические компании имеют все чаще сталкиваются с такими затруднениями, как растущий и все более изменчивый спрос, перегруз инфраструктуры городов и нехватка

квалифицированного персонала по доставке, что делает практически невозможным своевременную доставку и ухудшает потребительские качества товаров.

Поскольку экологические проблемы набирают обороты, компании в обеспечении устойчивости цепочек поставок должны сосредоточиться на сокращении выбросов углекислого газа и внедрении экологически безопасных методов доставки, использовании возобновляемых источников энергии и эффективных методов упаковки.

Цифровая трансформация логистики потребовала расширения обмена данными между различными участниками в рамках цепочек поставок. Хотя это облегчает кооперацию и координацию, это также создает риски кражи данных, несанкционированного доступа к пользовательской информации и кибератаки на крупные компании в отрасли. Всё это угрожает конфиденциальности и создаёт угрозы безопасности бизнес-информации.

Одним из основных элементов системы складирования является европаллета, использование которой приводит к ряду проблем. Например, какое количество проездов продольных и поперечных необходимо создать, чтобы минимизировать (сбалансировать) издержки хранения и издержки на эксплуатацию парка AGV. Итак, хранение поддонов с товарами друг на друге называется блочной штабелировкой. Расположение «переулков», продольных и поперечных проходов (проездов) в данной системе хранения влияет как на использование складского пространства, так и на затраты на погрузочно-разгрузочные работы; однако в существующей литературе основное внимание уделяется исключительно глубине полос и их влиянию на использование пространства [1]. Статья «A simulation-based optimization approach to design optimal layouts for block stacking warehouses» восполняет этот пробел и исследует оптимальную схему для укладки блоков, которая включает и определение количества проходов, их типов и глубину пролетов. Увеличение глубины полосы движения влияет на стоимость погрузочно-разгрузочных работ и кроме того, это увеличивает коэффициент использования площади, в соответствии с этими двумя условиями предлагается основанный на имитации алгоритм оптимизации. Полученные компоновки могут сэкономить до десяти процентов эксплуатационных расходов склада. Также интересным представляется то, какая вычислительная мощность у созданного авторами статьи алгоритма, а в качестве бонуса дополнительно выявленные аспекты решения данной задачи посредством исчерпывающего экспериментального анализа, основанного на различных тестовых задачах, которые охватывают небольшие реальные промышленные склады.

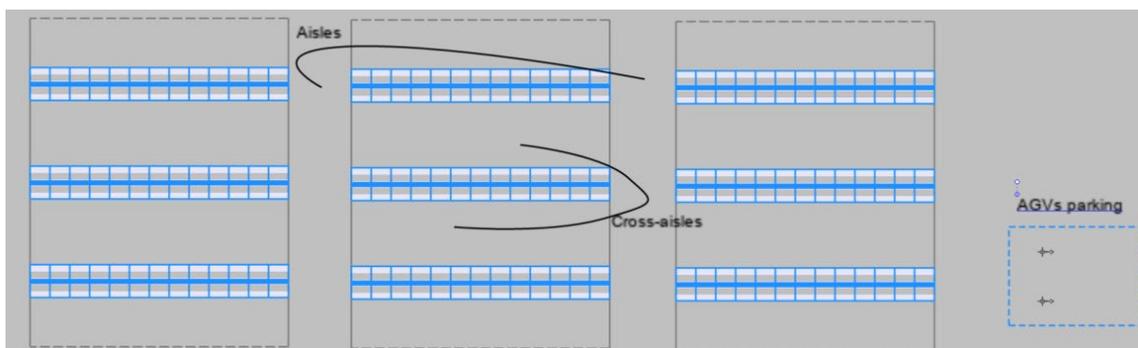


Рис. 1.1. Система хранения из библиотек AnyLogic

Алгоритм оптимизации, представленный авторами статьи, основан на имитации и одновременно оптимизирует использование складских площадей и транспортные расходы при компоновке блочного штабелируемого склада. Данный алгоритм находит оптимальное количество проходов и проездов, а также оптимальный тип прохода (проезда). Тематические исследования в индустрии напитков показывают, что учет как использования пространства, так и затрат на транспортировку приводит к другой компоновке, чем та, которая была получена при сосредоточении исключительно на одной из этих целей, а оптимальная компоновка, полученная с учетом обоих факторов, значительно снижает эксплуатационные расходы [38].

Исчерпывающие вычислительные эксперименты показывают, что модель находит границу эффективности Парето за разумное время для тестовых задач большого размера. Хотя добавление новых поперечных проходов оптимизирует общее расстояние перемещения, скорость улучшения снижается по мере добавления большего количества поперечных проходов, в то время как сокращение использования пространства для хранения продолжает расти. Следовательно, за пределами некоторого лимита добавление дополнительных поперечных проходов не оправдывает потерю места для хранения, даже если стоимость единицы транспортировки выше, чем стоимость единицы площади [14].

Решения в рамках границ Парето можно разделить на два кластера: планировки с высокой степенью использования пространства, но с меньшей транспортировочной эффективностью и те, у которых высокая эффективность транспортировки, но меньшее использование пространства. Это может помочь менеджерам, принимающим решения, определить оптимальную планировку с учетом затрат на транспортировку и единицу площади. Макеты в первом кластере содержат от двух до трех переходных проходов, тогда как решения в последнем кластере имеют относительно много поперечных проходов (до десяти). Количество проходов и, следовательно, их глубина влияет не только на использование пространства, но и на стоимость погрузочно-разгрузочных работ. Стоит отметить, что увеличение количества проходов в макете приводит к сокращению расстояния перемещения;

однако это сокращение становится менее значительным по мере увеличения количества проходов. Более того большее снижение затрат на погрузочно-разгрузочные работы достигается за счет добавления нового поперечного прохода, чем за счет добавления нового прохода в компоновку.

Также стоит отметить, что в случае расчета на 10 SKU полная симуляция занимает 36 секунд, а в случае 1000 SKU 17155 секунд, при этом существенно меньше растет количество сценариев, которые алгоритм рассчитывает, отсюда и нелинейное возрастание вычислительного времени.

Как только с использованием имитационных методов решено, какая планировка для склада оптимальна - следует вопрос оптимизации парка транспортёров. Соответственно, на первый план выходит проблема маршрутизации транспортных средств с указанием полос движения и обработка возвратов.

Столкнувшись с высокими показателями возврата и нехваткой кадров, многие розничные продавцы электронной коммерции рассматривают новые технические решения для ускорения обработки возвращенных товаров на своих складах. Одно из таких решений состоит из использования LGT. Эти небольшие электротележки следуют за оптическими маркерами на полу, собирая коробки или паллеты с возвращенными товарами на складе и оставляют их на рабочих станциях, позволяя логистам сосредоточиться на производственной задаче по фактической обработке товаров вместо того, чтобы нести их через склад. Эти типы систем просты в настройке с технической точки зрения; тем не менее, маршруты на складском этаже все еще необходимо тщательно спланировать. Это приводит к существенной проблеме маршрутизации. Учитывая набор станций, которые будут обслуживаться из нескольких депо парком LGT, какие станции, выполняющие какие виды работ, следует посетить на каком маршруте? В следующей статье, подвергнутой анализу, разрешен только один маршрут на депо, но несколько автомобилей могут использовать один и тот же маршрут. Поскольку

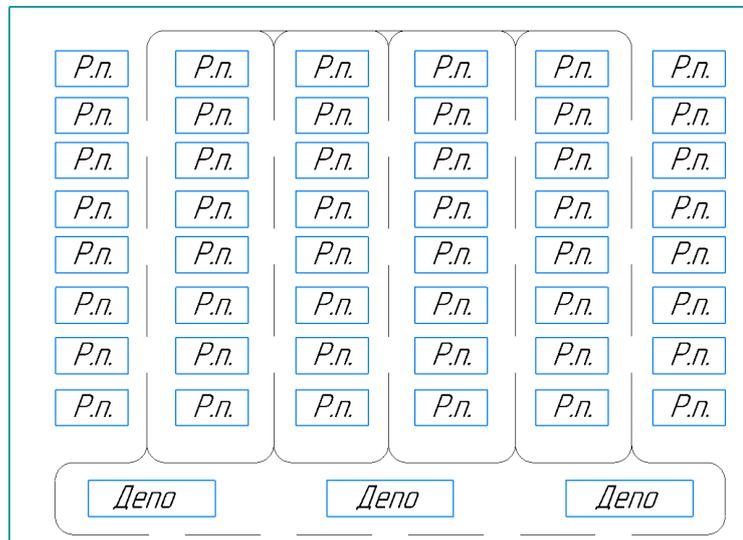


Рис. 1.2. Система транспортирования из библиотек AnyLogic

маршруты не могут быть изменены в короткие сроки, исследователями рассматривается бесконечный горизонт планирования, когда уровень спроса станций зависит от типа работ, которые им поручено выполнять (например, обработка дефектных предметов или ремонт). Авторами статьи разработан декомпозиционный эвристический алгоритм, который решает примеры, полученные из отраслевых данных, до почти оптимального менее чем за минуту. Забегая вперед показано, что расположение депо довольно неважно для общей производительности системы, но при этом их количество может иметь значительное влияние на эффективность системы [39].

Исследуемый вопрос оптимизации использования транспортных средств с полосным движением на складе с возвратами является комплексной проблемой. Решение включает выбор оптимального количества транспортных средств, их маршрутов и присвоения типов посещаемых станций. На решённых примерах, приводимых в качестве примеров в статье, показано, как проходящие критерий адекватности сценарии реалистичного размера собираются менее чем за одну минуту вычислительного времени до почти оптимального. В ходе исследования авторами обнаружено, что расположение складов мало влияет на общую производительность автомобильной системы LGT. Поэтому может быть наиболее целесообразным разместить склады так, чтобы они были легко доступны для грузовиков для доставки. С другой стороны, количество депо существенно влияет на эффективность системы. Общее количество необходимых транспортных средств во многих случаях можно уменьшить вдвое, если использовать два депо вместо одного. Дальнейшие сокращения возможны путем установки третьего депо, но на этом этапе предельная полезность дополнительных складов уменьшается. Наконец, имитационное моделирование показывает, что использование отдельных станций может варьироваться в зависимости от того, где они находятся на маршруте. Поскольку автомобили LGT не имеют сложной логики управления, станции в начале маршрута, как правило, обслуживаются немного лучше, чем станции в конце маршрута. Однако в целом средний коэффициент использования близок к 100%; ожидаемо, что небольшие колебания, скорее всего, можно сгладить, используя буферные запасы LGT на станциях. На более стратегическом уровне может быть интересно сравнить производительность и пропускную способность транспортной системы с указанием полосы движения с альтернативными транспортными (или ручными) системами, например, посредством моделирования или моделей теории очередей. Наконец, некоторые предпосылки работы алгоритма могут быть ослаблены; например, могут быть разрешены только непересекающиеся маршруты, в случае если транспортные средства не могут избежать столкновений.

В случае, когда мы полностью определили параметры нашего конкретного узла системы – склада, возникает существенная задача балансировки [27]. Когда узлов в системе несколько, возникает проблема мультиагентного моделирования основных балансируемых параметров логистических узлов [19].

Одним из эффективных методов исследования дестабилизирующих воздействий на реальную систему является системная динамика (СД). Системная динамика — это методология моделирования, используемая в Anylogic для моделирования и анализа сложных систем при непрерывном течении модельного времени. Метод позволяет рассматривать разные типы обратных связей и взаимозависимости между различными компонентами системы, для ответа на вопрос, как изменения в одном компоненте могут повлиять на другие компоненты системы или даже на систему в целом [2]. Этот подход помогает понять поведение системы и определить возможности для её улучшения. AnyLogic предоставляет различные инструменты для создания моделей динамики системы, используя визуальные диаграммы и входные параметры, которые можно настроить для моделирования различных сценариев и тестовых решений [28].

Этот метод рассматривает все факторы комплексно и позволяет выделить наиболее важные факторы, которые определяют основные характеристики системы в течение ее расчетного срока существования. В 2010-х годах были применены методы СД для анализа влияния таких факторов, как географические особенности портов, расположение, сервис, внутренние районы, удобство и расходы на конкурентоспособность контейнерного терминала. Однако, предложенный метод не смог обеспечить масштабируемость модели и точный результат, что важно при принятии основных инвестиционных решений [41].

В 2013 году была разработана модель СД для анализа влияния макроэкономических переменных, таких как мировой ВВП, на время обработки и объем контейнеров на морских терминалах Кореи. Модель состоит из 5 подмоделей, которые связаны между собой математическими формулами. Однако, если исследователи будут стремиться добавить дополнительные переменные, трудозатраты на разработку модели СД возрастут. Более того, потенциально могли бы возникнуть различия между теоретической и практической реализацией имитационной модели. Традиционно системно-динамический подход применялся в сфере транспорта и управления цепями поставок на макроуровне для анализа влияния внешних факторов на различные параметры. В настоящее время современным подходом к решению вопросов сложных систем является моделирование мультиагентной системы. Такой подход дает четкое понимание того, как параметры системы взаимосвязаны между собой. Главной отличительной особенностью является то, что агенты потенциально могут быть представлены как основные параметры логистических терминалов. Кроме того,

проектирование отношений между ними не является трудоемким. Однако, следует отметить, что исследований, связанных с сочетанием агентного и системно-динамического имитационного моделирования в области определения оптимальных значений параметров логистических узлов, немного [13].

Применение комбинированных подходов, основанных на агентах и системной динамике, имеет несколько преимуществ. Во-первых, системно-динамический подход применяется при изучении взаимных изменений основных параметров логистических узлов в зависимости от изменения других параметров. Во-вторых, проводится тестирование на основе агентного моделирования для обеспечения масштабируемости и универсальности разработанной модели. Этот принцип становится решающим, если нам нужно увеличить количество изучаемых параметров в системе и изменить количество факторов, влияющих на нее. Несомненно, у исследователей есть альтернатива. Эта альтернатива заключается в применении системы дифференциальных уравнений (аналитический подход) или «чистой» системной динамики. Однако ни один из них не способен масштабировать систему основных параметров логистических узлов. Эта ситуация потенциально может увеличить затраты труда и времени на изучение параметров логистических центров [35].

Одним из важнейших направлений, где используются имитационные методы, является область бережливого производства, а в частности гибридные карты потока создания ценностей. Соответственно, всё чаще используется расширение данного направления добавлением агентного подхода имитационного моделирования.

Моделирование и симуляция являются ключевыми технологиями, обеспечивающими i4.0. Они применяются на протяжении всего жизненного цикла продукта (например, проектирование, производство) и имеют важное значение для управления все более сложными производственными и складскими системами. При обзоре современной литературы по имитационному моделированию можно найти подход, который стоит особняком среди всех остальных – HS, совмещение дискретно-событийного подхода и агентного. Лидерство подкрепляется тем, что в тех исследованиях, в которых изучалось использование HS в качестве альтернативы разработке Digital Twin для помощи принятию решений в производственных и логистических процессах, описывались преимущества в оптимизационных возможностях именно HS [42]. Стоит упомянуть, что технология агентного моделирования, которая охватывает ABMS, имеет центральное значение в контексте i4.0 из-за возможности соответствовать различным требованиям i4.0 (например, модульности, децентрализации, автономности) и в качестве реалистичного решения для реализации архитектур i4.0 [40]. Следовательно, данный подход может дать интенцию на стремление к применению бережливых практик (например, VSM), помогая преодолеть некоторые из

ограничений в работе с более сложными и распределенными системами и представляют сценарии производства и управления i4.0, что в данный момент редко встречается в литературе [32].

Бережливые VSM полагаются в основном на набор стандартизированных методик, обозначений, представляющих различные компоненты производства и логистики, чтобы отобразить потоки стоимости для семейства продуктов на разных уровнях абстракции. Ранее был рассмотрен и описан обычный и несколько бедный элементами VSM на разных уровнях моделирования процесса и на одном месте, который содержит при себе материал (продукт) от двери до двери и всю сопутствующую информацию от получения до доставки на объект. Джонс и Уомак описывают расширенный VSM, который охватывает несколько заводов и между уровнями компании. Основываясь на его характеристиках, мы можем определить эти элементы VSM (строительные блоки) как программные агенты для моделирования и симуляции VSM, что позволяет захватить сложное внутреннее поведение сущностей в распределенных системах. Агент — это «автономный компонент, который представляет физические или логические объекты в системе, способный действовать, чтобы достичь своих целей, и способность взаимодействовать с другими агентами, когда он не обладает знаниями и навыками для достижения каких-то своих целей». Преимущество интеграции ABM и DES в VSM заключается в том, что такая интеграция позволяет представлять компоненты i4.0 так, как они есть, применяя динамичность имитационных методов, включая функции, характеризующие i4.0, такие как децентрализация, модульность, реконфигурируемость, автономность, гибкость [22] [45].

## Картирование потока ценности

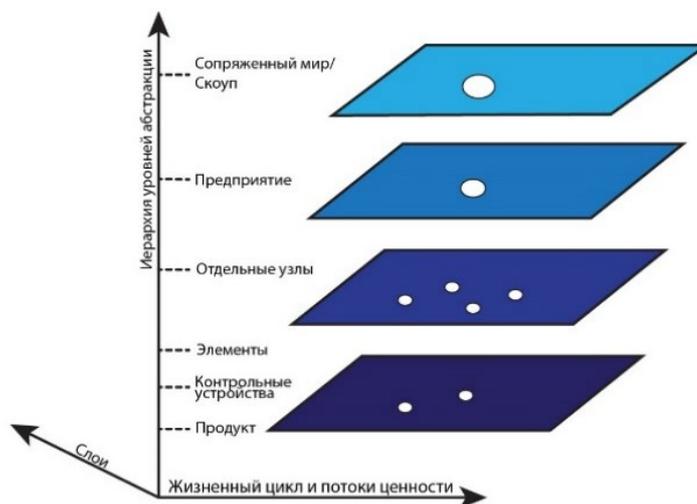


Рис. 1.3 Пример иерархического взаимодействия агентов

Имитационное моделирование включает в себя создание упрощенного виртуального представления реальной системы, чтобы помочь создателям получить представление о поведении системы в различных условиях. Различные уровни абстракции могут быть использованы для представления системы на различных уровнях детализации. Уровни абстракции в имитационном моделировании включают:

1. Концептуальный уровень. Это самый высокий уровень абстракции и включает в себя разработку широкого понимания системы, моделируемой без особых деталей. Основное внимание уделяется всеобъемлющей структуре системы, основным подсистемам и их взаимодействию. Как пример оптимизация производств с помощью VSM, или балансировка логистических узлов.

2. Логический уровень. На этом уровне абстракции система представлена в терминах ее функциональных и структурных компонентов. Основное внимание уделяется тому, как компоненты взаимодействуют друг с другом, чтобы сформировать систему. Как пример: балансировка логистических узлов, моделирование основных параметров склада, по типу проездов, депо и др.

3. Физический уровень. Этот уровень абстракции включает в себя подробное представление физических компонентов системы, таких как механизм, оборудование и материалы. Основное внимание уделяется пониманию того, как физические компоненты

взаимодействуют друг с другом. Как пример: моделирование отдельных конвейеров, кранов, транспортировщиков и т. д [15].

4. Уровень данных. Этот уровень абстракции включает представление системы с точки зрения процессов данных. Основное внимание уделяется пониманию потоков данных системы, процессов преобразования данных, а также механизмов хранения данных и поиска.

5. Математический уровень. На этом уровне абстракции система представлена в терминах математических уравнений или моделей. Основное внимание уделяется анализу поведения системы с использованием математических методов.

Эти уровни абстракции в имитационном моделировании позволяют исследователям разработать более точные и надежные модели, которые могут дать ценную информацию о поведении сложных систем. Выбор соответствующего уровня абстракции имеет решающее значение при разработке эффективных имитационных моделей. В данном исследовании сосредоточимся на математическом уровне абстракции.

Поскольку имитационное моделирование подразумевает создание компьютеризированной модели системы или процесса для моделирования и анализа ее поведения с течением времени, то такая отрасль как логистика естественно может использоваться для оптимизации потока товаров и услуг через цепочку поставок. В свою очередь теория управления запасами связана с оптимизацией управления уровнями запасов, напрямую влияя на поток материальных ценностей. Методы исследований, такие как имитационное моделирование, могут использоваться для тестирования различных стратегий управления запасами и определения наиболее эффективных подходов. Соответственно то, как имитационное моделирование представляет элементы моделируемой системы есть математические абстракции, таким образом математические модели и алгоритмы часто используются для представления сложных систем и процессов, позволяя их анализировать и оптимизировать с использованием математических методов и в имитационном моделировании, и в теории управления запасами [7].

Таким образом, имитационное моделирование, теория управления запасами, логистика, как отрасль и математические методы взаимосвязаны, поскольку все они включают в себя моделирование и оптимизацию сложных систем и процессов с использованием математических инструментов и методов [6].

Прежде всего следует ознакомиться с различными моделями в теории управления запасами. Очевидно, что как смежная область экономики и математики, теория управления запасами содержит в себе стремление к максимизации прибыльности: эффективное управление запасами может помочь предприятиям максимизировать прибыльность. Используя правильные модели расчётов, компании могут оптимизировать запасы и сократить

их избыточность, что косвенно приводит к повышению прибыли. Прямое воздействие происходит на снижение затрат: теория управления запасами может помочь предприятиям определить наиболее эффективные способы управления их запасами, снижая затраты, связанные с хранением запаса. Также, косвенным эффектом можно считать улучшение удовлетворенности клиентов, так как эффективное управление запасами помогает гарантировать, что всегда доступны продукты, на которые есть спрос покупателей, что может привести к улучшению рейтингов удовлетворенности клиентов и к повторному спросу. Помимо прочего, теория управления акциями предоставляет инструменты и стратегии, чтобы помочь автоматизировать и оптимизировать процесс управления запасами, что приводит к высвобождению времени и ресурсов для других приоритетов бизнеса. Также подчеркивается важность анализа данных и прогнозирования для предупреждения будущих потребностей по запасам, что позволяет предприятиям опережать спрос и превентивно корректировать свои уровни запаса.

Разберем некоторые модели из теории управления запасами:

1. Модель экономического размера заказа (EOQ). Эта модель используется для расчета оптимального количества заказа на продукт путем уравнивания затрат на заказ и хранение запасов.
2. Модель «точно в срок» (JIT). Эта модель основана на точных сроках поставок, чтобы избежать складских запасов и снизить затраты. Это гарантирует, что материалы и продукты будут доставлены именно тогда, когда они необходимы.
3. Модель ABC-анализа. Эта модель классифицирует запасы на основе их стоимости, при этом дорогостоящие предметы управляются более тщательно, чем предметы с низкой стоимостью.
4. Модель точки повторного заказа (ROP). Эта модель рассчитывает уровень запасов, при котором следует размещать заказ, чтобы избежать дефицита.
5. Модель постоянного запаса. В этой модели используется система непрерывного отслеживания, которая обновляет уровни запасов в режиме реального времени. Это полезно для управления дорогостоящими или скоропортящимися товарами.
6. Модель страхового запаса. Эта модель поддерживает буферный уровень запасов, чтобы предотвратить дефицит, вызванный непредвиденным спросом или задержками поставок.
7. Модель экономического объема производства (EPQ). Эта модель рассчитывает оптимальный объем производства на основе затрат на производство и хранение запасов.

8. Модель времени выполнения заказа. Эта модель учитывает время, необходимое для пополнения запасов и их доставки при расчете уровня запасов. Это помогает избежать дефицита, обеспечивая доступность запасов, когда это необходимо [5].

За базовую модель данного исследования взята многопродуктовая модель EOQ с усложнением в виде ограничения на вместимость. Модель не допускает дефицит, чем в некоторой степени отдаляет модель от реальной системы. Поскольку математическая модель является общеизвестной – приводить модель нет необходимости, однако алгоритм расчета необходимо описать.

Для начала рассчитываются оптимальные объемы заказов без учёта ограничения по вместимости, в случае если условие удовлетворяется, то расчет окончен. Если же нет, то расчет продолжается. Очевиден факт, что в обратном случае сумма по объемам заказов должна быть строго равна максимальной вместимости. Далее строится функция Лагранжа, где множитель Лагранжа должен быть меньше нуля. Условия нахождения экстремума – приравниваем частные производные по объему заказа и по множителю Лагранжа нулю. Решаем систему уравнений, количество уравнений которой равно количеству разных типов продуктов плюс один. Для данного исследования склад принят трехпродуктовый, соответственно уравнений четыре. Отсюда находятся оптимальные размеры заказа при ограничениях вместимости. Стоит отметить, что предпосылки модели таковы, что многие важные детали не учитываются. Например, исключение дефицита. В реальности же дефицит возможен даже тогда, когда используется двухуровневая модель со страховым запасом, далее предположение, что спрос постоянен также кажется не релевантным и т.д.

Нельзя не отметить значение проблемы управления запасами. Проблема является универсальной и возникает при любых взаимодействиях между звеньями экономических систем. Для удовлетворения потребительского спроса поставщик должен иметь требующийся продукт в наличии, в запасе и пополнять его за счет производства или каких-либо внешних источников, посылая заказ. Для построения модели как отражения реальной системы требуется ответить на ряд вопросов: каково множество взаимодействующих компонентов? Каковы законы изменчивости спроса, условия осуществления заказа? Какие правила взаимодействия экономических агентов в системе? После получения ответов на данный набор вопросов можно приступать к моделированию.

### 1.5. Выводы по современным проблемам

Как было показано в первой главе данной ВКР, имитационные методы широко используются как в отрасли складской логистики, так и при применении базиса теории управления запасами. Стоит отметить, что из всего набора абстракций в рамках

имитационного подхода, математический уровень используется реже, поскольку требует более точной верификации, валидации и проверки адекватности моделей реальным системам. Однако, с ростом популярности гибридного подхода в моделировании, то есть внедрения мультиагентного подхода в дискретно-событийное моделирование и моделирование в рамках системной динамики, часто обязательным условием для продумывания логики взаимодействия агентов в СД и ДСМ является математическая формализация взаимозависимостей, если таковые присутствуют у агентов разного уровня абстракции, как это было показано на примере картирования потока ценности для концепции бережливого производства. Соответственно, для реализации математического уровня абстракции в имитационном моделировании необходимо иметь точное описание в рамках математики для каждого из агентов в моделируемой системе, а также описание зависимостей, особенно для обратных связей в рамках СД. По мнению автора ВКР для ДСМ это не так актуально, как для СД поскольку в рамках ДСМ возможно описать (задать) логику компонентов чисто программными методами, однако в таком случае все равно остаются моменты, которые нельзя или тяжело описать без использования математических зависимостей. Отчасти по этим причинам автором выбрана тактика моделирования, при которой основой является математический базис в соответствии с уровнем абстракции модели. Модель ЕОQ взята как лаконичный, емкий, в какой-то степени даже простой базис для дальнейшего имитационного моделирования. Поскольку классическим примером является ситуация, когда имитационное моделирование применяется для систем, о зависимостях внутри которых ничего не известно, можно сказать, что данная работа немного отходит от этого принципа, так как изначально берется модель «белого» ящика, то есть неизвестны все зависимости между компонентами внутри системы, однако меня несколько предпосылок становится невозможным оставаться в рамках только лишь математического описания зависимостей между компонентами системы, где в свою очередь начинают использоваться имитационные методы, которые и предназначены для решения задач подобного класса. Первым очевидным примером можно упомянуть, добавление в модель недетерминированного спроса, который формируется разрозненными агентами, которые имитируют индивидуальное поведение покупателя, вторым примером можно указать добавление в модель агентов имитирующих какой-то один компонент внутри системы «склад», это может быть имитация транспортеров отдельным классом агентов, имитация работников склада, что в свою очередь требует программного описания, поскольку математически это описать крайне затруднительно, или задание для функции издержек вместо линейной зависимости нелинейной с разрывами, которые меняются от изменения состояния системы.

Таким образом переходя к следующей главе, автор, в качестве основной задачи выделяет построение базовой имитационной модели без изменения предпосылок полностью повторяющей модель многопродуктовой EOQ из статьи «Многопродуктовая статическая модель с ограниченной вместимостью склада» с ограничением по вместимости с дальнейшей оценкой адекватности базовой имитационной модели аналитической. После же представляет исследовательский интерес модификация базовой модели до уровня модифицированной имитационной модели, у которой предпосылки будут выходящими за рамки применения аналитических моделей.

## Глава 2. Построение и верификация имитационной модели о исследования

### 2.1. Построение и верификация базовой модели исследования

#### 2.1.1. Определение имитационной модели, в частности, в терминологии ПО AnyLogic

Имитационная модель в AnyLogic — это компьютеризированное представление реальной системы или процесса. Она используется для имитации поведения конкретной системы или процесса в контролируемой виртуальной среде. AnyLogic — это многофункциональное программное обеспечение для моделирования, которое позволяет пользователям создавать сложные модели с использованием различных методов моделирования, таких как системная динамика, дискретно-событийное моделирование, мульти-агентное моделирование.

Модельное время в AnyLogic напрямую привязано к шкале времени, используемой в имитационной модели. Оно определяет, насколько быстро выполняется симуляция, а также как измеряется и отображается время в рамках симуляции. Время модели может быть установлено в режиме реального времени или ускоренного времени, в зависимости от потребностей моделирования. Его также можно использовать для измерения производительности системы в различных сценариях.

Язык программирования, используемый в программном обеспечении AnyLogic, — это Java, язык программирования общего назначения, который широко используется для разработки приложений, включая программное обеспечение для моделирования.

Java работает в программном обеспечении AnyLogic таким образом, что позволяет пользователям создавать собственный код Java для расширения функциональных возможностей программного обеспечения. Программное обеспечение AnyLogic предоставляет среду разработки Java (JDE), позволяющую пользователям писать код Java для детальной настройки имитации. Эта функциональность позволяет пользователям создавать индивидуальные модели, адаптированные к их конкретным потребностям.

Помимо выше сказанного, Java в программном обеспечении AnyLogic используется для создания библиотек моделей и пользовательских классов Java, которые можно использовать для создания пользовательских объектов моделирования. Код Java также можно использовать для создания апплетов Java, которые можно встраивать в модели AnyLogic для создания интерфейсов интерактивных моделей. AnyLogic также предоставляет Java API, который позволяет пользователям программно взаимодействовать с моделями AnyLogic.

В целом, Java играет важную роль в функциональности программного обеспечения AnyLogic, позволяя пользователям создавать собственные модели и библиотеки моделей в соответствии со своими потребностями.

### 2.1.2 Анализ и синтез моделируемой системы

Построение любой имитационной модели по принципу черного ящика начинается с определения входов и выходов системы. В случае с динамической моделью управления многопродуктовым складом входом модели является спрос, равномерно распределённый по каждому отдельному продукту. Выходами модели могут являться показатели среднепериодных полных издержек, среднепериодная заполняемость склада, и ряд других показателей коих может быть множество.

Поскольку реализуется имитационная модель с возможностью масштабирования, введём параметр  $n$ , понимая, что в любой момент построения модели есть возможность редукции от модели многопродуктового склада к однопродуктовой приравниванием параметра единице, что косвенно говорит об валидности модели реальной системе. Далее можно поднять вопрос о том, важно ли, чтобы у модели был как можно меньшее время установившегося состояния или нет?

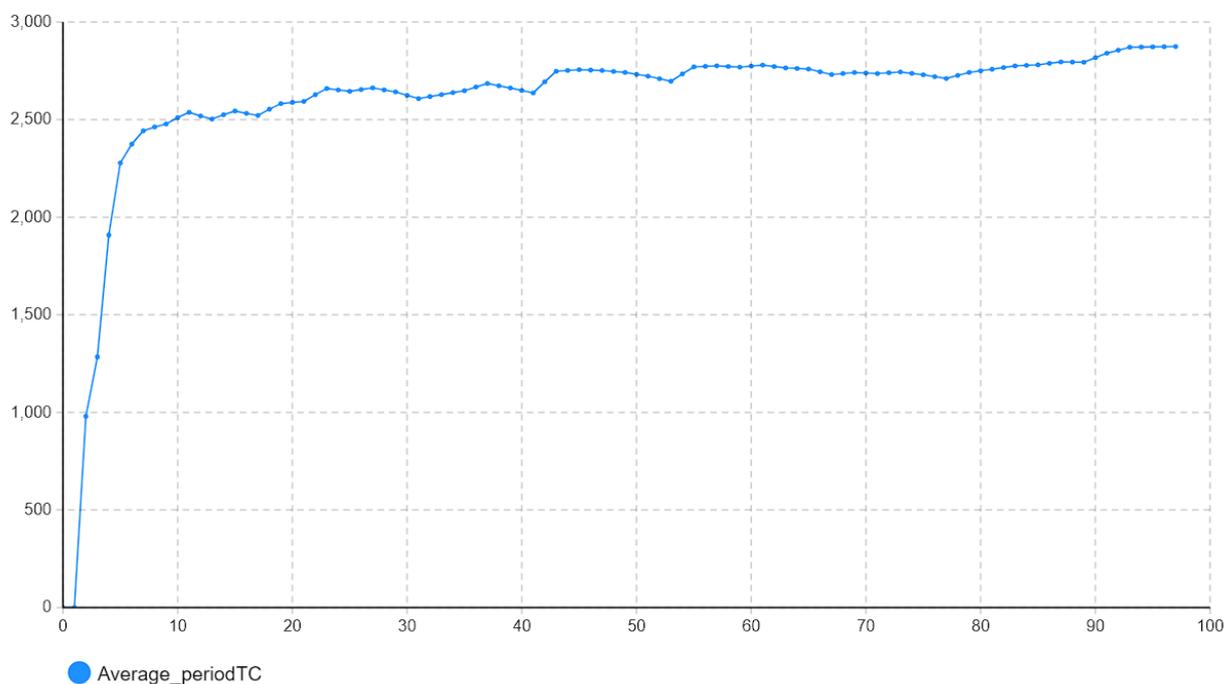


Рис. 2.1. Пример выхода модели в устойчивое состояние

Вводим переменную, инициализирующую начальный запас товаров, а в процессе моделирования корректируем ее значения, так как в случае малого времени прогона модели, время установившегося состояния может вносить значительные смещения в значения

отслеживаемых выходов модели. В случае если при исследовании моделируемой системы модельное время будет увеличено на порядки, можно будет задавать инициализирующую переменную произвольно.

Важнейшей задачей является правильный подбор диапазона для равномерного распределения, которым задаётся спрос по каждому продукту, так как прежде всего важно, чтобы модель не получала «глупых значений», которые не возможны в реальном мире, а соответственно бессмысленны в мире имитационных моделей.

2.1.3 Определение критериев «хорошей» модели. Как мы контролируем, что модель строится «адекватно».

Необходимо осуществлять контроль правильно ли мы строим имитационную модель. Для этого используются промежуточные прогоны с контрольными визуальными элементами. При строительстве данной модели использовались элементы библиотеки «статистика»

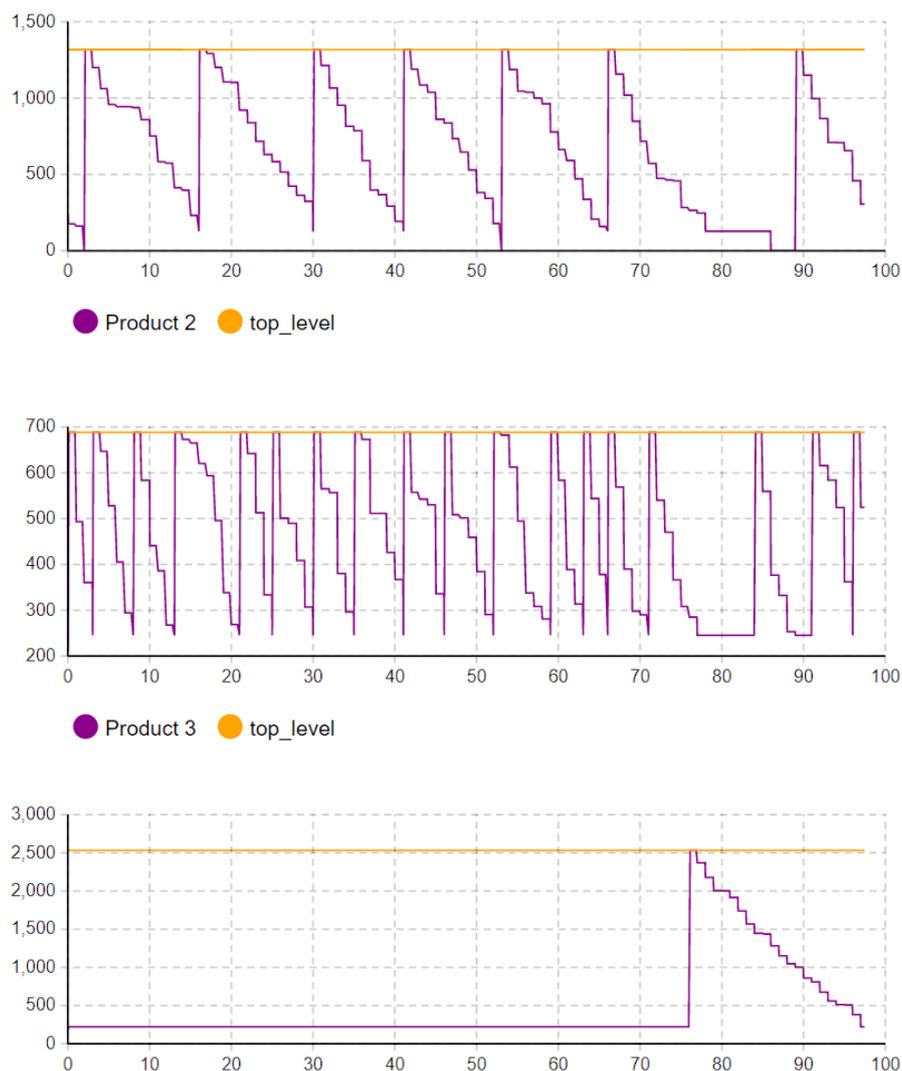


Рис. 2.2. Запас во времени по  $i$ -ому продукту в простой симуляции

AnyLogic, достаточно 2-3 временных графиков, чтобы можно было контролировать адекватность текущего моделирования [4].

Есть множество способов убедиться, что ваш процесс построения имитационной модели адекватен опишем некоторые из них:

1. Проверка модели: следует проверить, соответствует ли имитационная модель правилам поведения реальной системы или процесса. Нет ли каких-то значений у переменных модели, значения которых принимают невозможные значения, например заполняемость склада больше 100%. Необходимо сравнить выходные данные модели с реальными данными или эмпирическими данными, если это возможно. Если выходные данные модели соответствуют реальным данным или эмпирическим данным, то она валидна.

2. Также следует переоценить допущения, сделанные в процессе построения модели, поскольку во время построения модели в угоду ускорения процесса моделирования иногда исследователи незначительно меняют компоненты, так как в момент конструирования не могут быть уверены в том, как сильно изменятся выходы модели при незначительном изменении компонентов. Важно убедиться, что эти предположения и допущения не накапливаются или что хуже накапливаются синергетически, все также относятся к системе или процессу, моделируемому моделью.

3. Важным аспектом является калибровка модели путем настройки параметров в соответствии с реальными данными или оценками. Этот этап в процессе моделирования помогает повысить точность модели, однако злоупотребление излишней калибровкой может привести к переобучению модели, что скажется на валидности результатов.

4. Промежуточный анализ чувствительности. При  $n$ -ом прогоне модели можно провести промежуточный анализ чувствительности, чтобы проверить, как выходные данные реагируют на изменения входных параметров. Этот процесс помогает определить критические параметры, а также пороговые значения, влияющие на выходные данные модели.

5. Самый главный аспект, используемый в рамках бизнес-процесса – экспертная оценка. Рекомендуется опросить других специалистов в полевых условиях проверить и высказать свое мнение об имитационной модели. Этот процесс помогает выявить ошибки и упущения в процессе построения модели, основанные на недостаточности знаний о реальной системе [36].

В целом, проведение надежного промежуточного анализа чувствительности и калибровки может гарантировать, что процесс построения имитационной модели соответствует поставленным целям.

### 2.1.4. Процесс симуляции в AnyLogic

Процесс симуляции в AnyLogic является простой симуляцией с фиксированными модельными параметрами. Однако, мы можем менять произвольно параметры до начала простого эксперимента. Важнейшим аспектом является модельное время. Так как от него зависит смысловое наполнение и исполнение простого эксперимента [37].

В целом, имитационное моделирование является относительно дешевым процессом, поскольку оно может устранить необходимость в дорогостоящих физических экспериментах, прототипировании и тестировании. Стоимость создания и запуска симуляций намного ниже, чем создание и тестирование прототипов, изменение конструкции и внесение физических корректировок в продукты или процессы. Моделирование также можно легко изменять и настраивать для быстрого тестирования различных сценариев, что позволяет организациям экономить время и ресурсы. Кроме того, имитационное моделирование позволяет проектировщикам и инженерам заранее выявлять потенциальные проблемы и области для улучшения, предотвращая дорогостоящие ошибки и задержки в производственном процессе.

**Параметры**

n:	=	10
a:	=	{1,1,1,1,1,1,1,1,1,1}
b:	=	{1,1,1,1,1,1,1,1,1,1}
c:	=	{1,1,1,1,1,1,1,1,1,1}
d:	=	{1,1,1,1,1,1,1,1,1,1}
Θ:	=	4000
θ <sub>i</sub> :	=	{1,1,0.9,1.1,1.5,1.2,0.8,1,0.7,1.3}
k:	=	{1,1,1,1,1,1,1,1,1,1}
l:	=	{1,1,1,1,1,1,1,1,1,1}
price:	=	{10,10,5,15,21,17,6,10,2,16}
top_level_capacity:	=	{uniform(500, 4000), uniform(500, 4000), uniform(500, 4450), ur
bottom_level_capacity:	=	{uniform(300), uniform(300), uniform(300), uniform(300), unifor

Вставить из буфера

---

**Модельное время**

**Случайность**

Генератор случайных чисел:

Рис. 2.3. Стартовое окно симуляции

В целом имитационное моделирование — это экономичный, эффективный и точный способ тестирования и оптимизации конструкций, процессов, систем, продуктов [23].

### 2.1.5. Использование методов и библиотек AnyLogic

Можно сказать, что ПО AnyLogic предоставляет широкий набор инструментов и библиотек для разработки имитационных моделей.

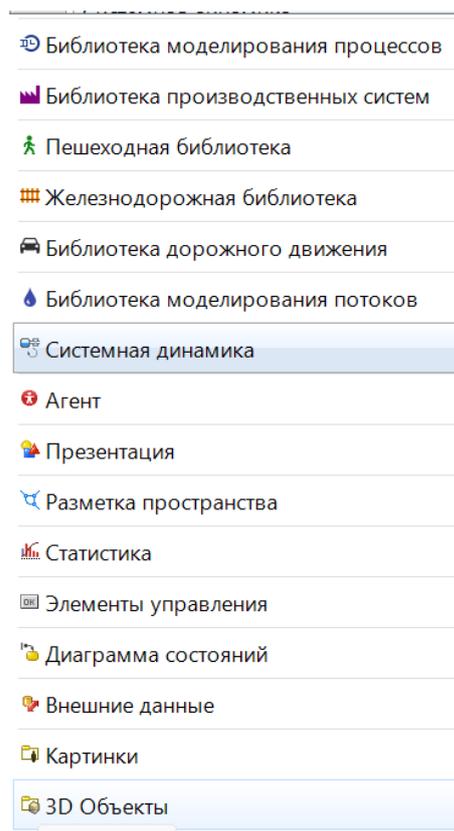


Рис. 2.4. Окно выбора библиотек имитационного моделирования AnyLogic

1. Библиотека моделирования процессов: используется для моделирования и оптимизации бизнес-процессов.
2. Библиотека дискретного моделирования событий: используется для моделирования систем с отдельными событиями.
3. Библиотека агентного моделирования: используется для моделирования систем с взаимодействующими агентами.
4. Пешеходная библиотека: используется для имитации движения пешеходов.
5. Железнодорожная библиотека: используется для моделирования железнодорожных транспортных систем.
6. Библиотека дорожного движения: используется для моделирования дорожного движения.
7. Библиотека жидкости: используется для моделирования гидродинамики.

8. Библиотека ГИС: используется для интеграции географической информации в имитационные модели.
9. Библиотека обработки материалов: используется для моделирования систем обработки материалов.
10. Пневматическая библиотека: используется для моделирования пневматических систем.

### 2.1.6. Верификация промежуточных результатов

Данное исследование строится на гипотезе, что действительно, если у нас есть строго математическое решение, которое является единственным и оптимальным при заданных условиях, никакими в том числе и имитационными методами мы не можем получить значение лучше. Однако в случае, если у нас изменяются условия и предпосылки, то строгое математическое решение перестаёт быть релевантным, постараемся это доказать.

Модель EOQ (Economic Order Quantity) — допуская некоторое упрощение это математическая формула, которая помогает определить оптимальное количество запасов для заказа или производства в течение заданного периода времени. Это минимизирует общую стоимость запасов, включая стоимость заказа и стоимость хранения.

При наличии ограничения на объем запасов модель EOQ будет учитывать это ограничение при расчете. Ограничение на объем запасов может быть с точки зрения минимального или максимального количества заказа, складской или производственной мощности.

Классическая модель EOQ не учитывает ряд обстоятельств, а именно:

- спрос может быть как известен, так и быть случайным;
- время реализации поставки известно и постоянно;
- продажа товара происходит мгновенно, не существует задержки между оплатой получением товара;
- модель не учитывает оптовые скидки;
- дефицит не допускается.

Средствами имитационного моделирования можно учесть все эти обстоятельства, однако для данного исследования интересным представляется учет случайности спроса, оптовых скидок, наличием дефицита. Также имитационное моделирование позволяет решить проблему неликвидного запаса, поскольку в имитационные модели можно подгружать свежие данные и будет происходить пересчет политики управления запасами, а именно политики страхового уровня.

Модель EOQ с ограничением по объему рассчитает оптимальный объем заказа с учетом ограничений. Формула будет включать ограничение по объему в качестве дополнительного фактора для минимизации общих затрат на запасы. Оптимальным количеством заказа будет тот, который удовлетворяет ограничениям по объему и обеспечивает наименьшую общую стоимость [3].

$n := 3 \quad i := 1..n \quad A' := 25.0575$

$$D := \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 4 \end{bmatrix} \quad K := \begin{bmatrix} 10 \\ 5 \\ 15 \end{bmatrix} \quad H := \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.1 \\ 0.2 \end{bmatrix} \quad a := \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$q_i := \sqrt{\frac{2 \cdot K_i \cdot D_i}{H_i}} \quad q = \begin{bmatrix} 11.547 \\ 20 \\ 24.495 \end{bmatrix} \quad V := \sum_{i=1}^n a_i \cdot q_i = 56.042$$

$$TCU := \sum_{i=1}^3 \left( \frac{K_i \cdot D_i}{q_i} + \frac{H_i \cdot q_i}{2} \right) = 10.363$$

$$-\frac{K_i \cdot D_i}{q_i^2} + \frac{H_i}{2} - \lambda \cdot a_i = 0$$

$$-\left( \sum_{i=1}^n a_i \cdot q_i \right) + A' = 0$$

Начальные приближения

$$x := q_1$$

$$y := q_2$$

$$z := q_3$$

$$\lambda := -1$$

Ограничения

$$-\frac{K_1 \cdot D_1}{x^2} + \frac{H_1}{2} - \lambda \cdot a_1 = 0 \quad -\frac{K_2 \cdot D_2}{y^2} + \frac{H_2}{2} - \lambda \cdot a_2 = 0 \quad -\frac{K_3 \cdot D_3}{z^2} + \frac{H_3}{2} - \lambda \cdot a_3 = 0$$

$$-(a_1 \cdot x + a_2 \cdot y + a_3 \cdot z) + A' = 0 \quad \lambda < 0$$

Решатель

$$solution := \text{find}(x, y, z, \lambda) = \begin{bmatrix} 6.35 \\ 7.107 \\ 11.6 \\ -0.346 \end{bmatrix}$$

$$\lambda := solution_4 = -0.346$$

$$q'_i := \sqrt{\frac{2 \cdot K_i \cdot D_i}{H_i - 2 \cdot \lambda \cdot a_i}} = \begin{bmatrix} 6.35 \\ 7.107 \\ 11.6 \end{bmatrix}$$

$$-\left( \sum_{i=1}^n a_i \cdot q'_i \right) + A' = 0 \quad TCU' := \sum_{i=1}^3 \left( \frac{K_i \cdot D_i}{q'_i} + \frac{H_i \cdot q'_i}{2} \right) = 13.604$$

Рис. 2.5. Пересчет базовой аналитической модели в среде MathCad

В статье «Многопродуктовая статическая модель с ограниченной вместимостью склада» используется формула Уилсона для расчёта оптимального запаса по  $i$ -му продукту с расчётом через функцию Лагранжа с учетом ограничения на вместимость. Воспроизведя расчёты в

среде MathCad получаем те же значения полных издержек, что и в статье. Можем ли мы получить сходные результаты имитационными методами?

### 2.1.7. Процесс построения базовой имитационной модели и ее верификация

Построение имитационной модели следует начинать с определения цели построения. Цель состоит в том, чтобы получить необходимый конечный результат, и в целом показать его достижимость. Конечный результат должен быть верифицируем, релевантен, измерим. Можно воспользоваться следующими рекомендациями:

1. Сравните результаты моделирования с аналитической моделью при тех же входных условиях. Это поможет вам убедиться, что ваша имитационная модель согласуется с аналитической моделью.

2. Проанализируйте ошибку между результатами моделирования и анализа. Если ошибка велика, проверьте любые допущения или упрощения моделирования, которые могут привести к ошибкам.

3. Проведите анализ чувствительности, изменив входные данные и наблюдая за соответствующими выходными данными. Это поможет вам определить диапазон входных данных, для которых имитационной модели можно доверять.

4. Сравните результаты моделирования с экспериментальными данными. Если экспериментальные данные недоступны, можно сравнить результаты моделирования с опубликованными данными в научных журналах.

5. Проверьте свою имитационную модель, проведя всесторонний статистический анализ, чтобы убедиться, что модель точно отражает реальность [20].

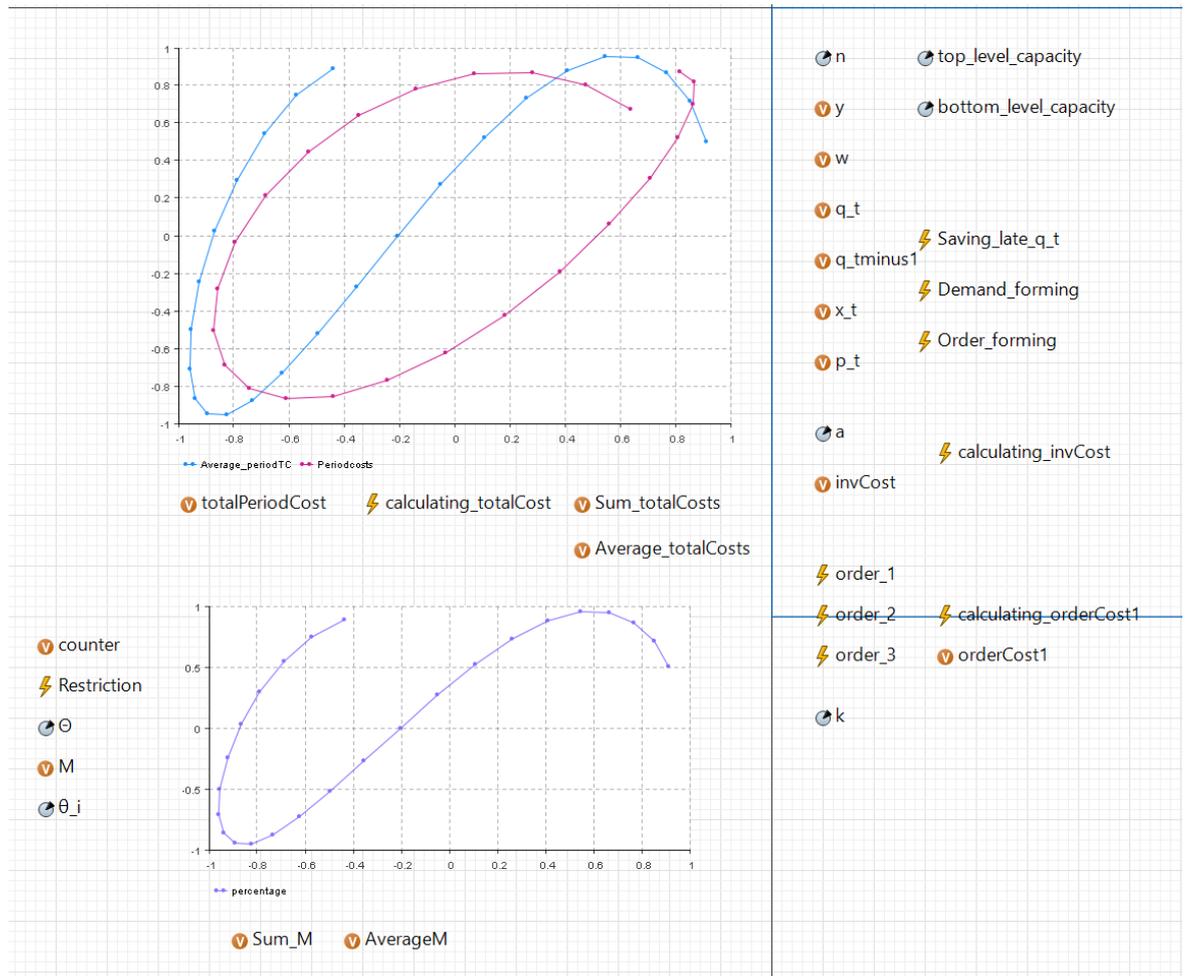


Рис. 2.6. Использование элементов библиотеки статистика AnyLogic

Базовая имитационная модель полностью повторяет исходные данные аналитической модели.

Описание базовой имитационной модели:

$n$  – кол-во типов продуктов;

$y$  – начальное кол-во продуктов по каждому типу;

$w$  – спрос по каждому типу продуктов;

$\Theta$  – ограничение по вместимости склада (в статье исходной -  $A$ );

$\theta_i$  – необходимое пространство для хранения единицы продукта одного типа (в исходной статье -  $a$ );

$a$  – стоимость хранения единицы товара в единицу времени (в базовой модели -  $h$ );

$q$  – объём заказа (в базовой модели  $y$ );



Рис. 2.7. Прогон базовой модели

После построения модели, чтобы получить результат – необходимо осуществить прогон модели неоднократно.

Результаты прогонов показывают разницу в полных издержках порядка 1,5%. Заполняемость средняя в имитационной модели ~ 0,48. Теоретическая средняя заполняемость в модели Уилсона равна 0,5.

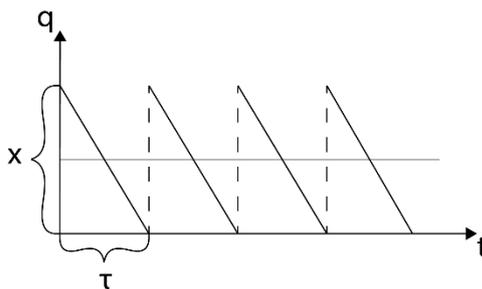


Рис. 2.8. Запас в модели Уилсона

Можно сделать вывод:

Мы можем изменить проверенную и валидированную имитационную модель, но любые изменения, внесенные в модель, должны быть тщательно оценены на предмет потенциального влияния на достоверность и точность результатов имитации. Любые сделанные модификации

должны следовать хорошо задокументированному и проверенному процессу, чтобы гарантировать, что модель остается надежной и заслуживающей доверия. Модификацию валидированной и верифицированной имитационной модели следует рассматривать как новый проект, который может потребовать повторной валидации и повторной верификации всей модели.

## 2.2. Построение модифицированной модели многопродуктового склада

### 2.2.1 Определение характеристик и поведения моделируемой системы

Итак, имеется имитационная динамическая модель многопродуктового склада, которая допускает дефицит. Спрос распределен равномерно по каждому товару отдельно. Управление двухуровневое. Вместимость склада ограниченная. Относительно издержек заказа принимается гипотеза о том, что снижения платы за объединение заказов не осуществляется. Однако, может существовать скидка за размер заказа.

$w_{i,t} = U[0, \tau_i]$  – равномерно распределённый спрос в интервале;

$\tau_i$  – максимально возможное значение спроса, для тривиального случая для всех товаров одинаковое;

$i = 1, 2, \dots, n$  – количество типов продуктов на складе;

$S_i$  – верхний уровень запаса  $i$  продукта;

$s_i$  – нижний уровень запаса, для тривиального случая равный 0 для каждого;

$q_{i,t}$  – текущее количество  $i$  продукта в начале периода  $t$ ;

$t = 1, 2, \dots, T$  – количество периодов в симуляции (модельное время);

$x_{i,t}$  – заказ  $i$  продукта в период  $t$ ;

$p_{i,t}$  – дефицит  $i$  продукта в период  $t$ ;

$\theta$  – «вместимость склада»;

$\theta_i$  – объёмный параметр единицы товара типа  $i$  для простоты считаем, что это  $m^3$ , то есть объём единицы  $i$ -го продукта;

$$p_{i,t} = \begin{cases} 0, & (q_{i,t} - w_i) > 0 \\ -(q_{i,t} - w_i), & (q_{i,t} - w_i) < 0 \end{cases}$$

$$q_{i,t+1} = \begin{cases} q_{i,t} - w_{i,t} & (q_{i,t} - w_i) > 0 \\ 0 & (q_{i,t} - w_i) < 0 \end{cases}$$

$j = 1, 2, \dots, n$  – количество типов товаров, выходящих за рамки возможного объёма во время заказа;

$$x_{i,t} = \begin{cases} s_i, & q_{i,t-1} < v_i \\ 0, & q_{i,t-1} > v_i' \\ & 0, \quad i \geq j \end{cases} \quad \sum_{i=0}^j \kappa_i * \theta_i < \theta$$

$M_t$  – текущая загруженность склада в %

$$M_t = \frac{\sum_{i=0}^n q_{i,t} \times \theta_i}{\theta}$$

$invCostPeriod_t = f1_i(q_{i,t})$  – Функция издержек хранения произвольного вида, и для тривиального случая линейная  $invCostPeriod_t = a_i + b_i \times q_{i,t}$ ;

$absenCostPeriod_t = f2_i(p_{i,t})$  – Функция издержек дефицита произвольного вида, и для тривиального случая линейная  $absenCostPeriod_t = a_i + b_i \times p_{i,t}$ ;

$orderCostPeriod_t = f3_i(q_{i,t})$  – Функция издержек заказа произвольного вида, и для тривиального случая линейная  $orderCostPeriod_t = a_i + b_i \times q_{i,t}$ ;

$$TC = \sum_{t=0}^{t=T} (invCostPeriod_t + absenCostPeriod_t + orderCostPeriod_t).$$

В случае, если мы целенаправленно отказываемся от фиксированной платы за заказ, то так выглядит график зависимости скидки от размера заказа.

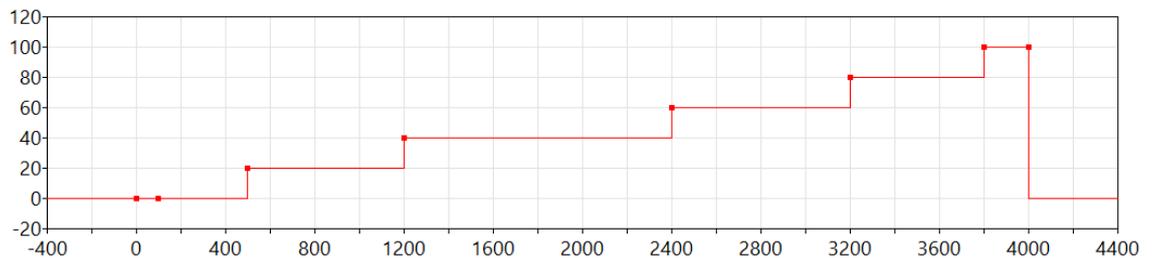


Рис. 2.9. График функции скидки за оптовый заказ

Далее перейдем к описанию алгоритма работы модели.

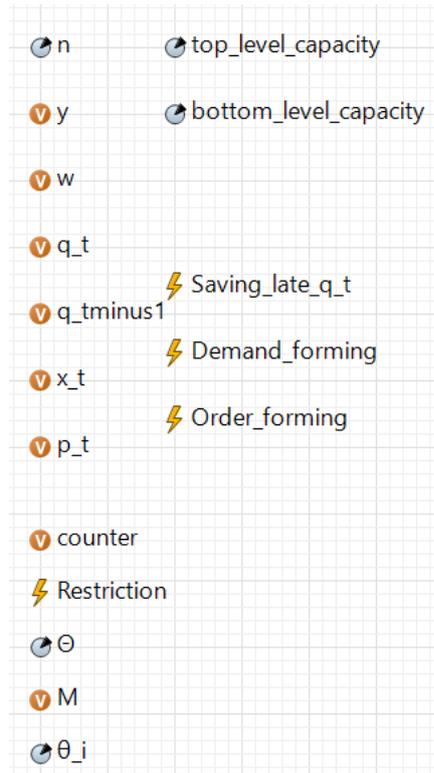


Рис. 2.10. Используемые параметры, переменные и программные элементы

Ядро модели в AnyLogic описано данными элементами, которые были формально описаны ранее.

## 2.2.2. Блок-схема, описание работы алгоритма

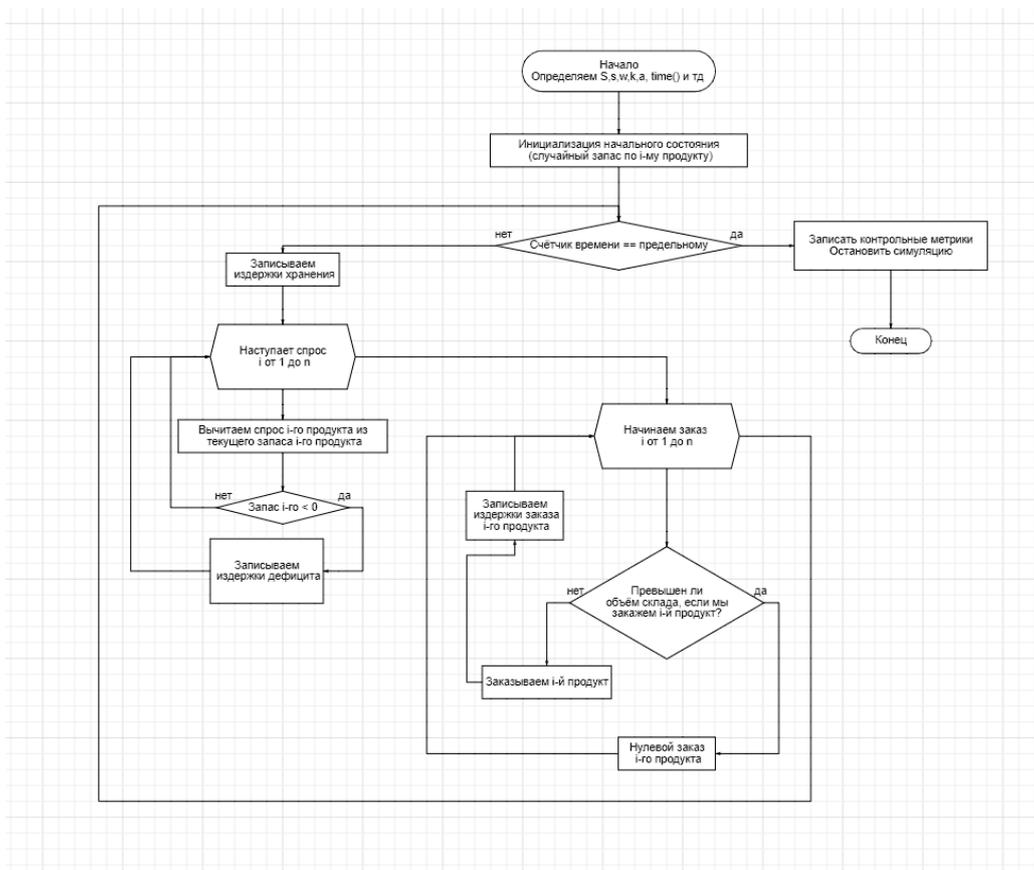


Рис. 2.11. Блок-схема работы имитационной модели

## 2.2.3. Выбор уровня детализации модели. Принцип Парето

Как известно в большинстве систем 20% факторов определяют 80% свойств системы, а остальные 80% лишь 20% [8]. Безусловно, нет смысла имитировать поведение объекта человек класса потребитель, который безусловно присутствует в модели и «зашит» в переменной спроса, так как модель работает на более высоком уровне абстракции, однако, и в этом прелесть имитационного моделирования, симитировать его не составит труда. Лишь понимая, что на выходы системы описание поведения объекта человек сильного влияния не окажет, мы отказываемся от его моделирования. Также на данном этапе конструирования модели, мы можем понять какие из параметров, как влияют на выходы системы. Мы можем менять на 10% изолированно каждый параметр при простом прогоне. Если отклик будет нулевым или около нулевым есть два варианта: либо зависимость между данным параметром нетривиальная, или действительно так смоделирована система, что данный параметр не оказывает существенного влияния на выходы системы. Однако, предел детализации в конструировании модели зависит от различных факторов, таких как назначение модели, доступные данные, вычислительная мощность и сама сложность моделируемой системы. В некоторых случаях для точного

представления поведения системы требуется высокий уровень детализации, а в других может быть достаточно упрощенной модели. Кроме того, может существовать компромисс между сложностью модели и вычислительной эффективностью, когда подробные модели могут потребовать значительной вычислительной мощности, что делает невозможным запуск или анализ в разумные сроки. В итоге предел модели детализации и моделирования будет зависеть от баланса этих факторов для достижения желаемого уровня точности и вычислительной эффективности для конкретного приложения.

В данном случае мы можем отказаться от сложного симулирования спроса, ограничившись лишь заданием его через равномерное распределение.

#### 2.2.4. Определение иерархии и взаимодействий компонентов

При работе с конкретной имитационной моделью возникает вопрос баланса между машинным временем, памятью затрачиваемой для исполнения модели, и количеством моделируемых подсистем нашей реальной системы. Для нашего исследования помимо ядра модели, описывающего принципиальную работу модели, есть дополнительные модули, которые осуществляют расчёт издержек, коэффициента заполнения склада, и другие.

Количество итераций, необходимых при имитационном моделировании, зависит от сложности модели, желаемого уровня точности и конкретных целей моделирования. Как правило, большее количество итераций приводит к большей точности и надежности результатов. Однако важно сбалансировать это со временем и ресурсами, необходимыми для запуска моделирования. Как правило, имитационные модели итерируют до тех пор, пока не будет достигнуто установившееся состояние или пока не будет достигнут заданный уровень точности. Количество требуемых итераций может широко варьироваться в зависимости от конкретного приложения и сложности моделируемой системы.

### 2.2.5. Конструирование модели. Отладка. Возможные ошибки.

Сложнейшим обстоятельством для исследователя являлось написание кода для осуществления логики работы блока заказа, поскольку код исключительно нетривиален:

```

counter = 0;
double temp = M;
for (int i = 0; i < n; i++)
{
    counter = i;

    if (q_t[i] <= 0)
    {
        x_t[i] = top_level_capacity[i];

        if ( !((temp + x_t[i]) >= 0))
        {
            q_t[i] += x_t[i];

            temp += q_t[i]*θ_i[i];

        } else x_t[i] = 0;
    }
    else if (q_t[i] <= bottom_level_capacity[i])
    {
        x_t[i] = top_level_capacity[i] - bottom_level_capacity[i];

        if ( !((temp + x_t[i]) >= (0)))
        {
            q_t[i] += x_t[i];

            temp += q_t[i]*θ_i[i];

        } else x_t[i] = 0;
    }
    else x_t[i] = 0;
}

```

Рис. 2.12. Алгоритм формирования заказа

Большинство ошибок в процессе конструирования было связано именно с этим блоком, поскольку модель динамическая и ее поведение отслеживается в реальном времени по визуальным элементам при исполнении, были видны ошибки в симуляции. Типичные ошибки: превышения уровня заполняемости склада, заказ в тех случаях, когда он сделан быть не может, издержки превышающие адекватные значения, списывание спроса в случае, когда запаса в реальности нет и др. Сам процесс построения является блоковым – построили один блок, отвечающий за формирование спроса, далее за хранение, далее за заказ, далее за ограничение по вместимости, далее блок расчёта издержек и т.д.

### 2.2.6. Оценка адекватности модели реальной системе

Ввиду того, что процесс построения модели итеративен, оценка адекватности модели реальной системе происходит permanently, на этапе конструирования при первых прогонах,

в которых мы отслеживаем промежуточные выходы модели, задаваясь вопросом: не противоречат ли здравому смыслу промежуточные выходы, а также даже на будущем этапе оптимизации параметров. Даже на этом этапе построения модели можно воспользоваться методом экспертных оценок для валидации промежуточного процесса.

Переобучение в имитационном моделировании — это явление, которое возникает, когда модель слишком сложна или слишком хорошо обучена на ограниченной выборке данных, что приводит к очень плохой работе при применении к новым, ранее невидимым данным. В имитационном моделировании переобучение может произойти, когда модель слишком точно откалибрована по определенному набору данных или когда она основана на предположениях, которые являются слишком жесткими или не отражают сложность моделируемой системы [30].

Примеры переобучения в имитационном моделировании:

1. Калибровка моделей трафика. Модели трафика используются для понимания транспортных потоков в городских районах и для разработки более совершенных транспортных систем. При калибровке модели трафика она не должна основываться исключительно на конкретном наборе данных. Например, если калибровка модели основана на данных за будние дни, то модель может не работать так же хорошо в выходные дни, когда есть другие модели трафика.

2. Моделирование экологических систем: экологические модели используются для прогнозирования последствий стихийных бедствий и изменений окружающей среды. Если модель обучена определенному сценарию, например определенному типу шторма, модель может неточно предсказать последствия различных типов штормов или других природных явлений.

3. Прогнозирование отказов машин. Модели профилактического обслуживания используются в системах технического обслуживания для прогнозирования отказов машин. Если модель основана исключительно на исторических данных, она может быть не в состоянии предсказать новые виды отказов или проблемы с оборудованием, которые не наблюдались в обучающих данных [31].

Стоит отметить, что переобучение в имитационном моделировании является распространенной проблемой, которая может возникнуть, когда модель слишком сложна или слишком точно откалибрована для определенного набора данных. Внимательное рассмотрение сложности системы и гибкости допущений, используемых в модели, может помочь избежать переобучения и повысить точность моделирования [29].

### 2.2.7 Редукция модели и выводы.

Несколько возможных причин, по которым исследователю необходимо уменьшить свою имитационную модель:

1. Вычислительная эффективность. По мере того, как имитационные модели становятся больше и сложнее, для их запуска требуется больше вычислительной мощности, что может быть дорогостоящим и занимать много времени. Уменьшая размер модели, исследователи могут сэкономить время и ресурсы.

2. Лучшая интерпретируемость. Сложная имитационная модель может быть трудной для интерпретации и понимания. Упрощая модель, исследователи могут лучше понять основные процессы и отношения.

3. Повышенная точность. В некоторых случаях простая модель может быть более точной, чем сложная. Удаляя ненужные компоненты из имитационной модели, исследователи могут повысить ее точность и снизить риск переобучения или даже снизить его до нуля.

4. Практические соображения. В зависимости от вопроса исследования и имеющихся ресурсов более практичная и осуществимая для реализации может оказаться меньшая имитационная модель.

5. Коммуникация: более простая модель может быть проще для понимания другими, что может быть важно для передачи результатов исследования разным аудиториям [10].

В соответствии с данными рекомендациями, рассмотрим результат моделирования реальной системы склад, дабы получить исчерпывающий ответ на вопрос, является ли результат моделирования положительным [44].

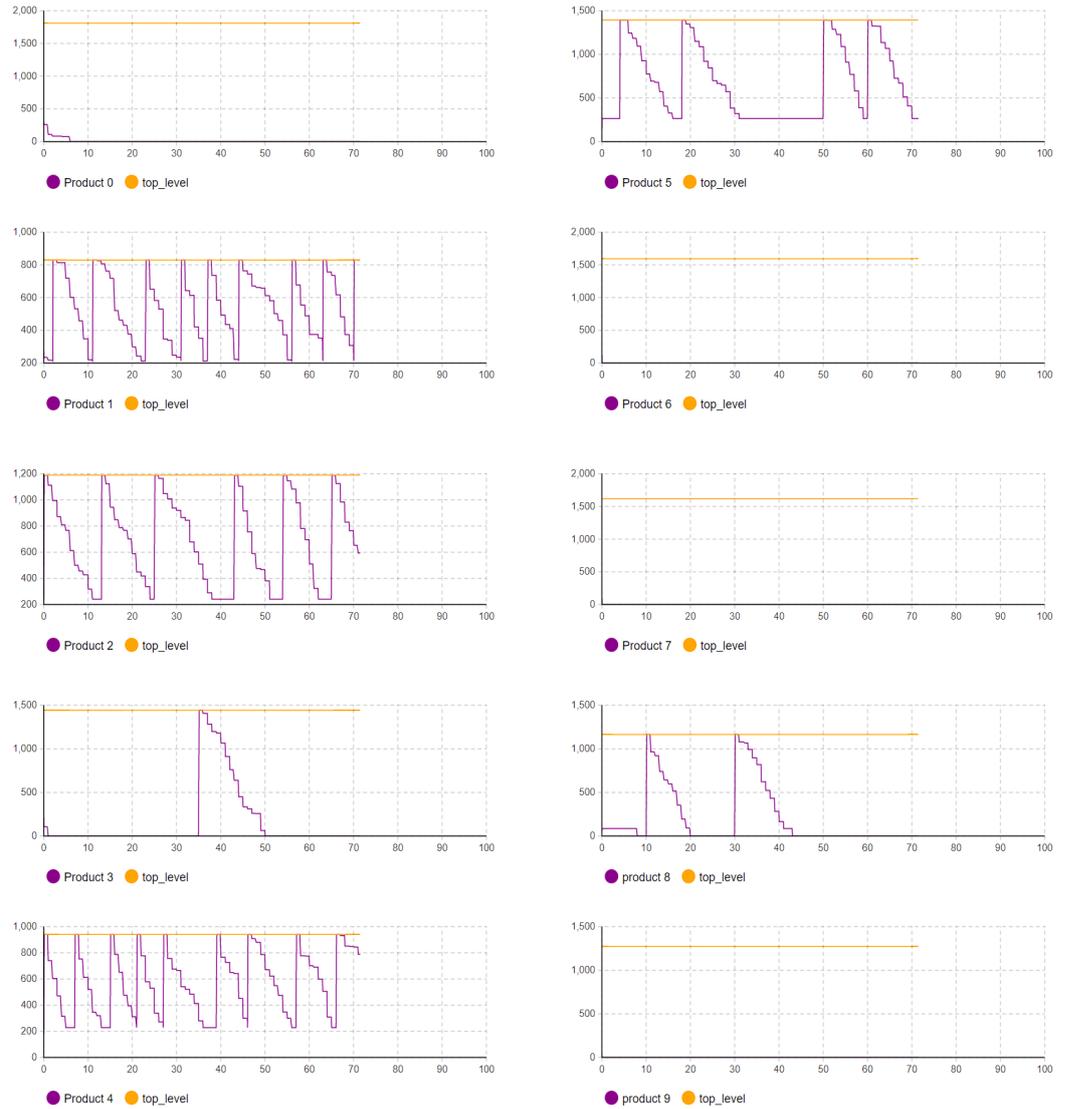


Рис. 2.13. Запас модифицированной модели

Как можно видеть на рисунке 2.13 окно симуляции, с тем как происходит исполнение модели, а конкретно, то каким именно является запас по каждому продукту в каждый период, соответственно мы можем видеть, как работает ограничение по вместимости склада, поскольку заказ формируется в соответствии с данным ограничением, то иногда происходит отказ от заказа  $i$ -го продукта, соответственно запас не пополняется в точности с предпосылкой имитационной модифицированной модели.

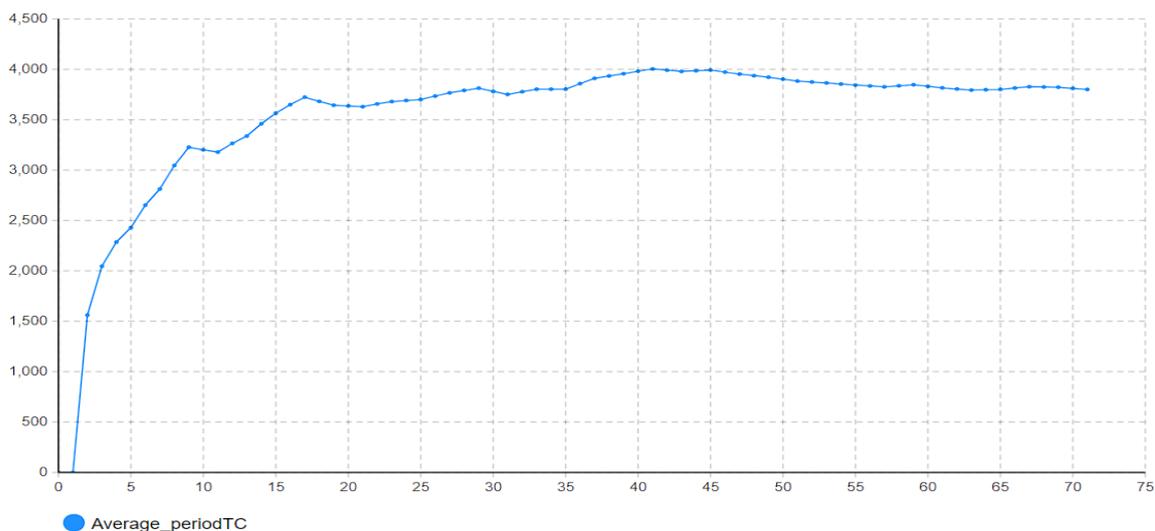


Рис. 2.14. Среднепериодные издержки

Далее на графике 2.14 представлено то, как модель выходит на установившееся состояние, в процессе конструирования исследователем было оценено влияние первых 15 периодов на выходы модели, и поскольку влияние в пределах погрешности, было принято решение не фиксировать инициализирующие переменные модели, а оставить их стохастическими.

На рисунке 2.15 изображена временная диаграмма с накоплением, по которой мы можем видеть то, какой вклад дают издержки хранения, дефицита, заказа в полные периодные издержки. Издержки хранения являются более весомым вкладом в полные, так как модель



Рис. 2.15. Диаграмма с накоплением издержек хранения, дефицита, заказа

демонстрирует среднюю заполняемость склада порядка 80%. Издержки дефицита менее значительны, поскольку вектор задающий, по сути, штраф за неудовлетворение спроса принят небольшим. Издержки заказа также приняты небольшими. Верхняя границы диаграммы является полными издержками за период, поэтому отдельный график приводится не будет.

Как мы можем оценивать разброс не велик, что можно также взять как критерий адекватности модели реальной системе.

$n := 7 \quad i := 1..n \quad A' := 4000$

$D := \begin{bmatrix} 50 \\ 75 \\ 25 \\ 60 \\ 40 \\ 80 \\ 20 \end{bmatrix}$	$H := \begin{bmatrix} 0.18 \\ 0.2 \\ 0.15 \\ 0.32 \\ 0.35 \\ 0.34 \\ 0.21 \end{bmatrix}$	$a := \begin{bmatrix} 4 \\ 1.5 \\ 6 \\ 1.3 \\ 1.6 \\ 1.3 \\ 2.1 \end{bmatrix}$	$K := \begin{bmatrix} 550 \\ 500 \\ 700 \\ 400 \\ 350 \\ 400 \\ 800 \end{bmatrix}$	$q_i := \sqrt{\frac{2 \cdot K_i \cdot D_i}{H_i}} \quad V := \sum_{i=1}^n a_i \cdot q_i = 8.368 \cdot 10^3$ $TCU := \sum_{i=1}^7 \left( \frac{K_i \cdot D_i}{q_i} + \frac{H_i \cdot q_i}{2} \right) = 746.849$
---	--	--	--	--

$x_1 := q_1 \quad x_2 := q_2 \quad x_3 := q_3 \quad x_4 := q_4 \quad x_5 := q_5 \quad x_6 := q_6 \quad x_7 := q_7 \quad \lambda := 0$

*Почувственные приближения*

$$-\frac{K_i \cdot D_i}{q_i^2} + \frac{H_i}{2} - \lambda \cdot a_i = 0$$

$$\sum_{i=1}^n a_i \cdot q_i + A' = 0$$

$$-\frac{K_i \cdot D_i}{q_i^2} + \frac{H_i}{2} - \lambda \cdot a_i = 0$$

*Ограничения*

$$-\frac{K_1 \cdot D_1}{x_1^2} + \frac{H_1}{2} - \lambda \cdot a_1 = 0 \quad -\frac{K_2 \cdot D_2}{x_2^2} + \frac{H_2}{2} - \lambda \cdot a_2 = 0 \quad -\frac{K_3 \cdot D_3}{x_3^2} + \frac{H_3}{2} - \lambda \cdot a_3 = 0$$

$$-\frac{K_4 \cdot D_4}{x_4^2} + \frac{H_4}{2} - \lambda \cdot a_4 = 0 \quad -\frac{K_5 \cdot D_5}{x_5^2} + \frac{H_5}{2} - \lambda \cdot a_5 = 0 \quad -\frac{K_6 \cdot D_6}{x_6^2} + \frac{H_6}{2} - \lambda \cdot a_6 = 0 \quad \lambda < 0$$

$$-\frac{K_7 \cdot D_7}{x_7^2} + \frac{H_7}{2} - \lambda \cdot a_7 = 0 \quad -(a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_2 + a_3 \cdot x_3 + a_4 \cdot x_4 + a_5 \cdot x_5 + a_6 \cdot x_6 + a_7 \cdot x_7) + A' = 0$$

$$\lambda < 0$$

*Решатель*

$$solution := \text{find}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, \lambda) = \begin{bmatrix} 230.477 \\ 379.494 \\ 156.277 \\ 283.314 \\ 201.129 \\ 321.806 \\ 220.345 \\ -0.107 \end{bmatrix}$$

$$\lambda := solution_8 = -0.107$$

$$q'_i := \sqrt{\frac{2 \cdot K_i \cdot D_i}{H_i - 2 \cdot \lambda \cdot a_i}}$$

$$TCU' := \sum_{i=1}^7 \left( \frac{K_i \cdot D_i}{q'_i} + \frac{H_i \cdot q'_i}{2} \right) = 885.269$$

$q'_i = \begin{bmatrix} 230.477 \\ 379.494 \\ 156.277 \\ 283.314 \\ 201.129 \\ 321.806 \\ 220.345 \end{bmatrix}$	$q_i = \begin{bmatrix} 552.771 \\ 612.372 \\ 483.046 \\ 387.298 \\ 282.843 \\ 433.861 \\ 390.36 \end{bmatrix}$
--	--

Рис. 2.16. Расчет тривиального случая аналитической модели

Разница в пределах 5%.

Поскольку разработанная имитационная модель является валидной и адекватной интересным представляется оптимизация ее параметров по критерию уменьшения полных издержек, таких как: вектор верхнего уровня запаса/пополнения, вектор нижнего уровня запаса. Также представляет интерес проведение эксперимента варьирования параметров.

## Глава 3. Нахождение лучшего из возможных допустимых управлений

### 3.1. Имитационные методы оптимизации

Значение проблемы управления запасами переоценить сложно, отсюда следует довольно ясный и однозначный практический, прежде всего экономический, смысл в нахождении лучшего управления для сконструированной имитационной модели. Имитационное моделирование — это метод создания синтетической модели реальной системы или процесса, чтобы понять, как она работает во времени. В имитационном моделировании вы можете протестировать различные сценарии и посмотреть, как система ведет себя в разных условиях.

В случае поставленной задачи данного исследования, важно отметить некоторые преимущества имитационного моделирования, когда речь идет об изучении неисследованных областей знаний или там, где нет готовых решений или устоявшихся теорий.

Главная особенность имитационного моделирования — это прежде всего гибкость. Имитационное моделирование обеспечивает высокую степень гибкости при поиске решений проблем в непроверенных областях. Это позволяет исследователям или ученым создавать различные сценарии и тестировать предложенные ими модели в более контролируемой среде. Эта гибкость помогает исследователям придумывать принципиально новые решения [11].

Следующим, если ранжировать по важности, преимуществом является рентабельность. Проведение экспериментальных исследований в непроверенных или даже непознанных областях может быть непомерно высоким из-за высоких затрат, как минимум таких как стоимость найма научных сотрудников. Имитационное моделирование более рентабельно по сравнению с традиционным подходом, поскольку для ИМ необходимо только наличие системного подхода и хорошего вычислительного устройства.

Стоит отметить также вопрос этических проблем. Использование имитационного моделирования снижает, а иногда и устраняет этические проблемы, возникающие при проведении испытаний на людях или животных, как пример имитационная модель распространения эпидемии. И это особенно важно при проведении исследований в областях, где эксперимент затрагивает существенные этические аспекты [26].

Спорный аргумент, но его также стоит озвучить. Для ИМ не требуются предварительные знания о системе, поскольку одним из важнейших подходов является построение по принципу черного ящика: имитационное моделирование можно использовать в непроверенных областях для получения значимых прогнозов. Имитационная модель может быть разработана с использованием реальных данных и скорректирована по мере поступления новых данных. Имитационное моделирование не требует никаких предварительных знаний, поскольку сам инструмент моделирования содержит все, что вам нужно знать о моделируемой системе. Вам

не нужно иметь никакого опыта работы с системой или понимать, как она работает, чтобы построить имитационную модель.

Также ИМ предлагает мир моделей без риска: имитационное моделирование обеспечивает безрисковую среду для проверки идей и решений в теоретическом контексте без риска для ресурсов или инвестиций. Это, к примеру, снижает риск сбоя при запуске новых продуктов или ПО.

Это возможно, потому что программное обеспечение для моделирования предоставляет вам интерфейс, который включает в себя все важные переменные, события и отношения ввода/вывода системы. Все, что вам нужно сделать, это ввести необходимые данные для построения вашей модели, а программное обеспечение позаботится обо всем остальном.

Фактически, иногда предварительное знание системы может оказаться недостатком при построении имитационной модели. Это связано с тем, что у вас могут быть предвзятые представления о том, как должна вести себя система, что может повлиять на ваш дизайн моделирования и исказить ваши результаты.

Таким образом, имитационное моделирование может быть ценным инструментом для исследования и проверки предлагаемых решений в непроверенных областях, что приводит к открытию новых решений и теоретических основ.

Данные преимущества в том числе проявляются в проблеме управления запасами. Многопродуктовое складирование — это сложный и динамичный процесс, который требует тщательного управления для обеспечения его эффективности и результативности. В условиях современного конкурентного рынка предприятия должны оптимизировать свои стратегии управления складом, сводя при этом к минимуму эксплуатационные расходы. Одним из универсальных подходов к достижению этого баланса является имитационное моделирование, которое позволяет менеджерам оценивать различные сценарии и находить наилучшие возможные решения за приемлемое время [43].

В данном исследовании будет рассмотрено использование имитационного моделирования для поиска наилучшего по заданным критериям, но не обязательно оптимального управления продуктовым складом, ввиду специфики имитационного моделирования. Будут рассмотрены преимущества этого подхода и обсуждены ключевые соображения, которые менеджеры должны учитывать при внедрении имитационного моделирования на своих складах. В конечном счете цель этого исследования — предоставить идеи и практики, которые могут помочь предприятиям максимизировать эффективность и прибыльность своих складов.

### 3.1.1. Определение начальных условий для эксперимента варьирования параметра и оптимизации

В силу особенностей работы встроенного оптимизатора, точности нахождения «хорошего» (лучшего из возможных, если нет аналитической модели) решения, мы не можем полностью контролировать весь процесс оптимизации полностью, в отличие от эксперимента варьирования параметра, где мы непосредственно управляем перебором. Однако, мы можем направить поиск в нужную нам область, так как существует возможность ограничить область поиска для алгоритма. Например, если мы понимаем, что вместимость склада  $N$  единиц продукции (для простоты считаем, что объем каждого товара равен 1), то значение верхнего порога запаса по каждому продукту следует ограничить значением в 4000, что будет являться естественным ограничением.

Дополнительным естественным ограничением является взаимозависимость между нижним порогом границы выбора верхнего управления и верхним порогом нижнего управления. Множества не должны пересекаться иначе могут возникнуть ошибки в работе алгоритма.

В ходе тестовых прогонов стало очевидно установление инициализирующей стартовый запас по каждому продукту переменной на уровне 30% от максимально возможного для каждого продукта. Таким образом практически представляется возможным свести к минимуму влияние стартового запаса на установившиеся запасы во время прогона модели. Как писал Ричард Уолтер Конвей, что в случае, когда мы пытаемся нивелировать эффект стартового значения переменных на установившееся состояние, невозможно сделать что-то более противоположное этому намерению, чем принятие инициализирующих значений случайными [34].

### 3.1.2 Планирование и осуществление эксперимента варьирования параметров

В экспериментах оптимизации в имитационном моделировании лучшее решение находится будем перебора допустимых решений, что иногда приводит к тому, что прямой перебор невозможен ввиду того, чтобы перебрать все допустимые варианты может потребоваться существенно больше времени, чем является рациональным потратить на симуляцию. В таких ситуациях нам необходимо использовать дополнительные ограничения на область допустимых значений, дабы снизить вычислительное время на приемлемых масштабах. Например, в случае оптимизатора OptQuest встроенного в AnyLogic при варьировании до 10 параметров достаточно 100 прогонов, при количестве параметров за 100 необходимо 5000 прогонов [9]. «Иногда вместо того, чтобы выполнять оптимизацию с

большим количеством переменных, это количество можно уменьшить, чтобы искать среди более важных варьируемых параметров. Это можно сделать с помощью анализа чувствительности, кусочно-линейной оптимизации или предварительного отбора параметров». Предварительный отбор параметров описан еще у Шеннона в монографии «Имитационное моделирование. Искусство и наука» 1978 года как один из важнейших способов уменьшения вычислительного времени.

В имитационном моделировании в экспериментах, где лучшее решение находится путем простого перебора допустимых решений иногда приводит к тому, что сам прямой перебор невозможен ввиду ограничений по времени, как пример чтобы перебрать все допустимые варианты в сложной модели с 7 параметрами может потребоваться существенно больше времени, чем  $10^{10}$  лет. Очевидно, что исследователи не обладают таким запасом времени, но это необходимое время для нахождения оптимального решения путем простого перебора [24].

Как было описано выше, первым способом уменьшения множества допустимых решений, было включение естественных ограничений. Следующий шаг, это использование критерия времени, который дает возможность получить баланс между приближением лучшего решения к оптимальному и временем эксперимента. Помимо данного приема, оправданным в литературе считается рандомизированный перебор [16].

Для имитационной модели данного исследования использовались невоспроизводимые прогоны, то есть стартовые числа симуляции были всегда разными.

Исходные данные эксперимента варьирования параметра и оптимизации зафиксированы для всех их проведений и описаны в таблице ниже, стоит также отметить что исходные данные полностью совпадают с данными для расчета аналитической модели из статьи на основе которой сделана модифицированная имитационная модель, исходные данные добавлены только там, где расширено поле предпосылок, а именно наличие издержек дефицита, скидки за размер заказа, случайность спроса.

Таблица 1.

Номер продукта: Параметр	0	1	2	3	4	5	6
a	1	1	1	1	1	1	1
b	0.18	0.2	0.15	0.32	0.35	0.34	0.21
c	1	1	1	1	1	1	1
d	1.8	2	1.5	3.2	3.5	3.4	2.1
$\theta$	4	1.5	6	1.3	1.6	1.3	2.1
k	500	500	700	400	350	400	800
l	0.01	0.02	0.015	0.005	0.01	0.02	0.015
w	20..80	20..80	20..80	20..80	20..80	20..80	20..80
$\Theta$	4000						

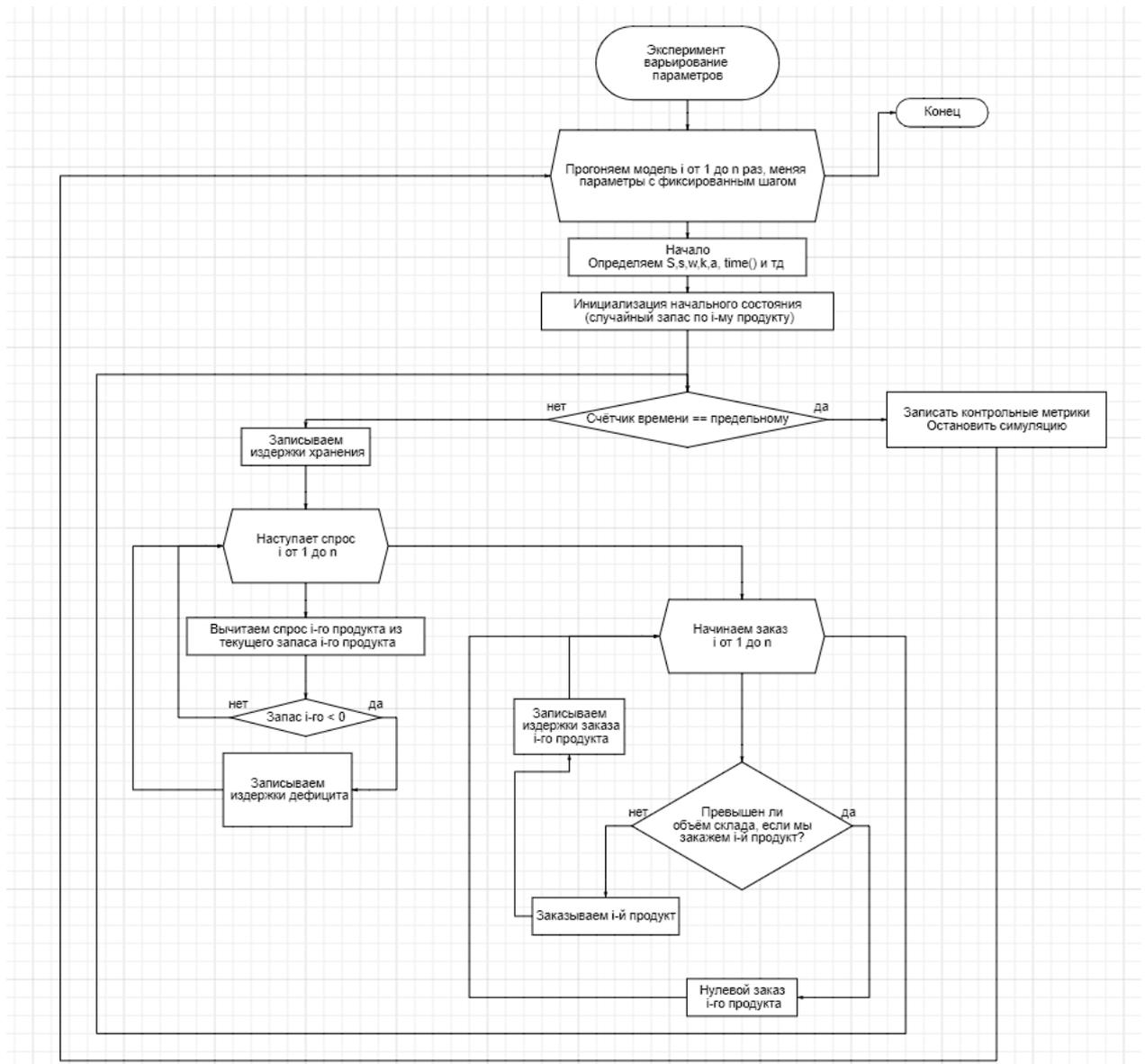
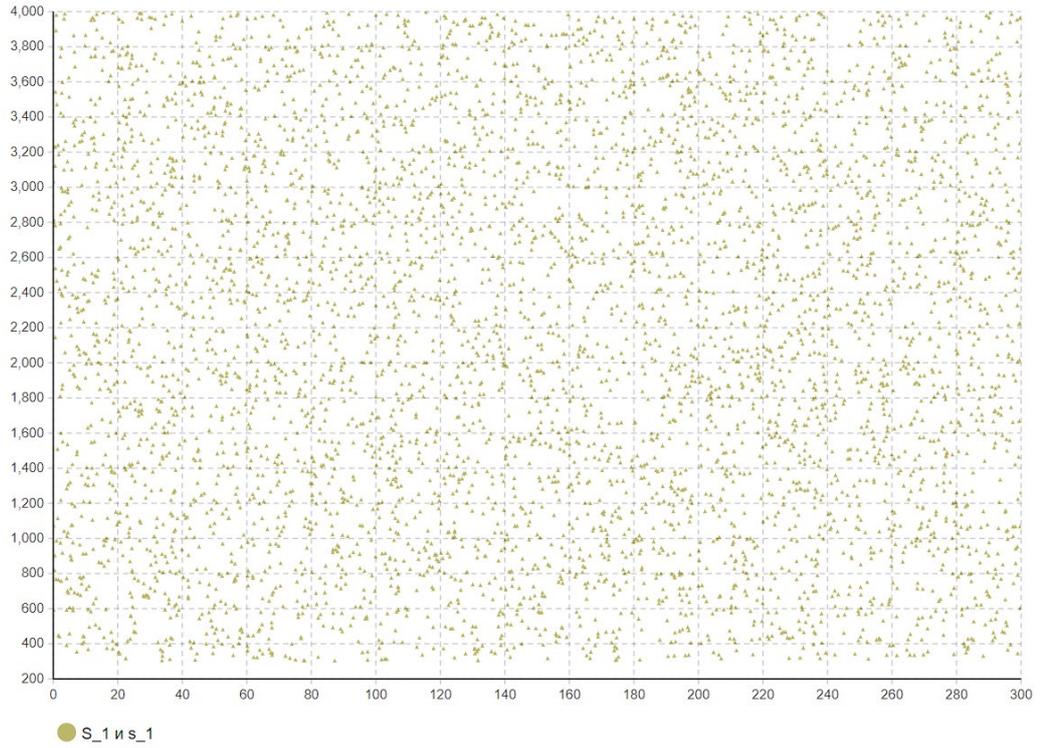
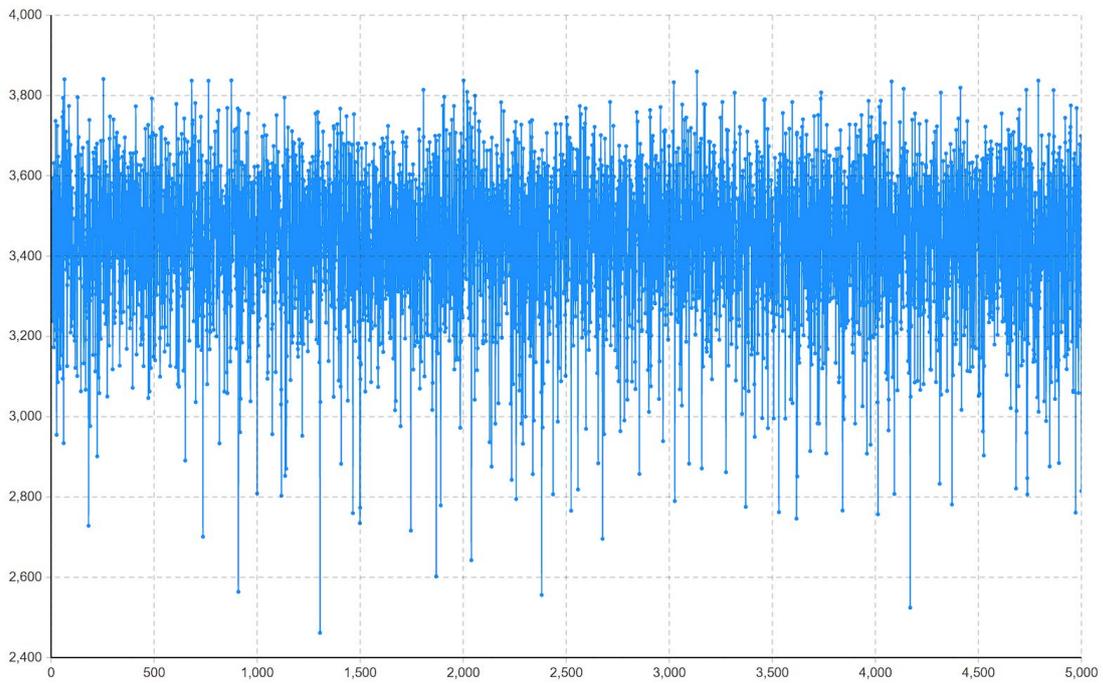


Рис. 3.1. Алгоритм выполнения эксперимента варьирования параметра



*Рис. 3.2. График распределения соответственных уровней  $S$  и  $s$  для каждого товара за 5000 итераций*



*Рис. 3.3. График полных издержек в зависимости от итерации*

На данном этапе в эксперименте варьирования параметра мы отбираем лучшее управление по критерию минимизации затрат. Окно симуляции показывает какие переменные использованы для нахождения лучшего управления. Баланс между временем эксперимента и результатом, находим по критерию прироста лучшего решения, если на произвольной итерации решение не улучшилось на хотя бы 1% к предыдущей – эксперимент завершается. Таким образом для данной модели имеем порядка 60 тысяч прогонов модели, а время эксперимента порядка 40 минут.

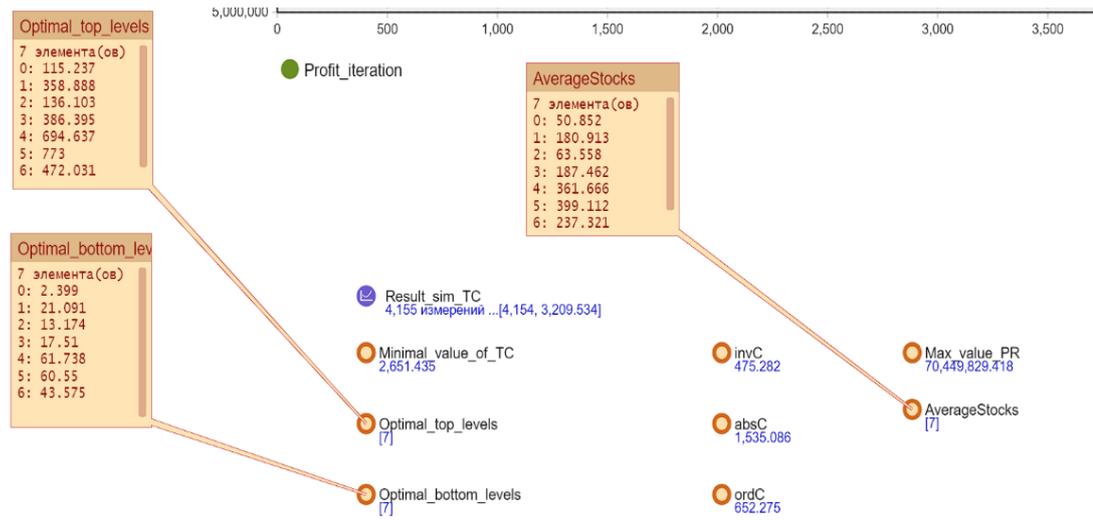


Рис. 3.4. Результаты эксперимента варьирования параметра в окне симуляции

Таблица 2. Результаты эксперимента варьирования параметра

Эксперимент варьирования параметра	Номер продукта							Критерий
	0	1	2	3	4	5	6	
Управление	0	1	2	3	4	5	6	ТС
S	115.237	358.888	136.103	386.395	694.637	773	472.031	2651.435
s	2.399	21.091	13.174	17.51	61.738	60.55	43.575	

Таким образом, мы получили значение, которое не может быть улучшено более чем на 1% за время эксперимента. Баланс между количеством итераций и временем моделирования является важным фактором при разработке и проведении моделирования. Увеличение числа итераций эксперимента обычно повышает точность и достоверность результатов, полученных

в результате моделирования в то же время, уменьшение времени симуляции влечет за собой снижение сложности симуляции или снижение ее точности.

Чтобы найти баланс между количеством итераций и временем моделирования, рекомендуется оценить необходимый уровень точности, требуемый от моделирования, так как в зависимости от уровня точности моделирование может потребовать большего количества итераций для достижения оптимальных результатов. Кроме того, при принятии решения о количестве итераций и времени моделирования следует также учитывать емкость оборудования и вычислительную мощность.

Важно отметить, что оптимальный баланс между количеством итераций и временем моделирования может варьироваться в зависимости от характера моделируемой проблемы, программного обеспечения, используемого для моделирования, и аппаратных возможностей. Следовательно, до непосредственно самого исследования необходимо определить проблему и следовать передовым методам, предложенным поставщиками программного и аппаратного обеспечения для моделирования, чтобы достичь оптимального баланса между количеством итераций и временем моделирования.

## 3.2 Осуществление эксперимента оптимизации встроенным оптимизатором

### 3.2.1 Подготовка эксперимента оптимизации

Итак, модель готова, прошла ряд проверок, включая проверку адекватности и многие другие, а также найдено решение по собственному алгоритму поиска. Дополнительным способом валидирования найденного решения может стать использование встроенного оптимизатора. Но эксперимент оптимизации в AnyLogic работает по принципу черного ящика, так устроен оптимизатор OPtTek. Оптимизатор, анализируя то, как меняются выходы системы от изменения входов, подбирает такой финальный алгоритм, который является либо квинтэссенцией нескольких, либо для простых моделей отдельными простейшими алгоритмами оптимизации, по типу алгоритма с запретами, алгоритма имитации отжига, генетических алгоритмов и тд. Так как информация о внутреннем строении оптимизатора является коммерческой тайной, можно ориентироваться только лишь на техническую документацию оптимизатора и публикации его создателей. Есть некоторые основания полагать, что внутри оптимизатора OPtTek защиты два алгоритма в связанной конфигурации. Первый алгоритм – Tabu search, так называемый поиск с запретами, второй Scatter search (ближайший перевод рассеянный поиск) [17].

Scatter search — это метаэвристический алгоритм, используемый для решения задач оптимизации в широком диапазоне областей, включая инженерию, экономику и логистику.

Алгоритм основан на многозаходной стратегии, которая генерирует разнообразный набор высококачественных решений и объединяет их для улучшения общего процесса оптимизации.

Алгоритм поиска с разбросом состоит из трех основных этапов:

1. Этап диверсификации. На этом этапе алгоритм генерирует набор начальных решений, применяя различные стратегии рандомизированного поиска. Затем эти решения оцениваются и ранжируются в соответствии с их значениями пригодности.

2. Этап улучшения: на этом этапе алгоритм применяет методы локального поиска к каждому решению в исходном наборе, чтобы улучшить их качество. Этот шаг важен для уточнения первоначальных решений, делая их более конкурентоспособными для следующего этапа.

3. Этап объединения. На этом заключительном этапе алгоритм объединяет решения предыдущих этапов для создания нового набора разнообразных и высококачественных решений. Алгоритм использует различные методы комбинирования для выявления перспективных комбинаций решений и выбирает лучшие из них в качестве окончательных решений.

---

```

1. Start with  $P = \emptyset$ . Use the diversification generation method to construct a solution and apply the improvement method. Let  $x$  be the resulting solution. If  $x \notin P$  then add  $x$  to  $P$  (i.e.,  $P = P \cup x$ ), otherwise, discard  $x$ .
Repeat this step until  $|P| = PSize$ .
2. Use the reference set update method to build  $RefSet = \{x^1, \dots, x^b\}$  with the “best”  $b$  solutions in  $P$ . Order the solutions in  $RefSet$  according to their objective function value such that  $x^1$  is the best solution and  $x^b$  the worst.
Make  $NewSolutions = TRUE$ .
while ( $NewSolutions$ ) do
3. Generate  $NewSubsets$  with the subset generation method. Make  $NewSolutions = FALSE$ .
while ( $NewSubsets \neq \emptyset$ ) do
4. Select the next subset  $s$  in  $NewSubsets$ .
5. Apply the solution combination method to  $s$  to obtain one or more new trial solutions  $x$ . Apply the improvement method to the trial solutions.
6. Apply the reference set update method.
if ( $RefSet$  has changed) then
7. Make  $NewSolutions = TRUE$ .
end if
8. Delete  $s$  from  $NewSubsets$ .
end while
end while

```

---

Рис. 3.5. Алгоритм рассеянного поиска (псевдокод)

Эффективность алгоритма поиска рассеяния зависит от разнообразия и качества исходных решений, сгенерированных на первом этапе. Поэтому алгоритм часто требует обширной тонкой настройки, чтобы найти оптимальный баланс между стратегиями разведки и эксплуатации [25]. Несмотря на свою сложность, алгоритм поиска рассеяния успешно решает широкий спектр сложных задач оптимизации, включая планирование, маршрутизацию и распределение ресурсов.

Табу-поиск — это метод метаэвристической оптимизации, используемый для поиска оптимального решения сложных задач комбинаторной оптимизации. Впервые он был введен в 1980-х годах Фредом В. Гловером для решения проблемы локальных оптимумов в задачах оптимизации.

Основная идея табу-поиска состоит в том, чтобы выполнять локальный поиск в пространстве решений, избегая при этом определенных ходов, которые приводят к непродуктивным областям пространства поиска. Он использует список запретов для хранения недавно посещенных решений и связанных с ними действий, которые были предприняты для достижения этих решений. Ход считается табу, если он есть в списке, а статус табу налагается на ходы, которые недавно были изучены, чтобы избежать повторения похожих решений.

Tabu Search исследует различных соседей текущего решения, используя стратегическое сочетание локального поиска и глобального поиска. Он использует различные эвристические методы для перехода от текущего решения к новому решению. Решения из предыдущих итераций избегаются или имеют низкую вероятность выбора. Алгоритм останавливается, когда выполняется критерий остановки.

Табу-поиск широко используется в ряде различных приложений, таких как определение местоположения объекта, планирование, маршрутизация и разделение. Он считается эффективным методом для решения многих сложных задач оптимизации, особенно тех, которые демонстрируют нелинейные или невыпуклые функции или когда в задаче оптимизации имеется множество ограничений.

### 3.2.2. Обоснование необходимого числа прогонов для встроенного оптимизатора

Прежде всего необходимое число прогонов зависит в общем случае от количества варьируемых параметров, как для эксперимента оптимизации, так и непосредственно для эксперимента варьирования параметра. У встроенного оптимизатора Anylogic OptQuest нет физического ограничения на количество варьируемых параметров, однако, чем больше параметров, тем больше запусков необходимо, при этом стоит отметить, что зависимость

нелинейная [33]. Есть рекомендации от непосредственно разработчиков OptQuest, представленные ниже, относительно минимально необходимых запусков.

КОЛИЧЕСТВО ВАРЬИРУЕМЫХ ПАРАМЕТРОВ	МИНИМАЛЬНОЕ КОЛИЧЕСТВО ЗАПУСКОВ
меньше 10	100
10-25	500
25-100	2500
больше 100	5000

*Рис. 3.6. Минимальное количество прогонов от количества варьируемых переменных*

Так как шаг выбирается встроенным оптимизатором, нет возможности существенно уменьшить время оптимизации, однако мы рискуем получить вместо глобального минимума нашей оптимизации – локальный. Соответственно, необходимо найти баланс между числом прогонов эксперимента и целью в получении минимума нашего функционала [2][8].

### 3.2.3. Нахождение субоптимального решения с помощью встроенного оптимизатора

Воспользовавшись встроенным оптимизатором в Anylogic мы можем верифицировать свой результат, полученный в предыдущей главе. Преимущество ПО Anylogic заключается в том, чтобы применить оптимизатор к имитационной модели нет необходимости вносить изменения в саму модель. Также нет необходимости менять ограничения. Как было показано ранее встроенный оптимизатор использует комбинацию мета-алгоритмов поиска с запретами и рассеянного(разбросанного) поиска, чтобы прежде всего находить глобальный оптимум(субоптимум) за приемлемое время работы оптимизатора [12].

Так как исходные данные и инициализирующие значения не изменены, то приводится они не будут.

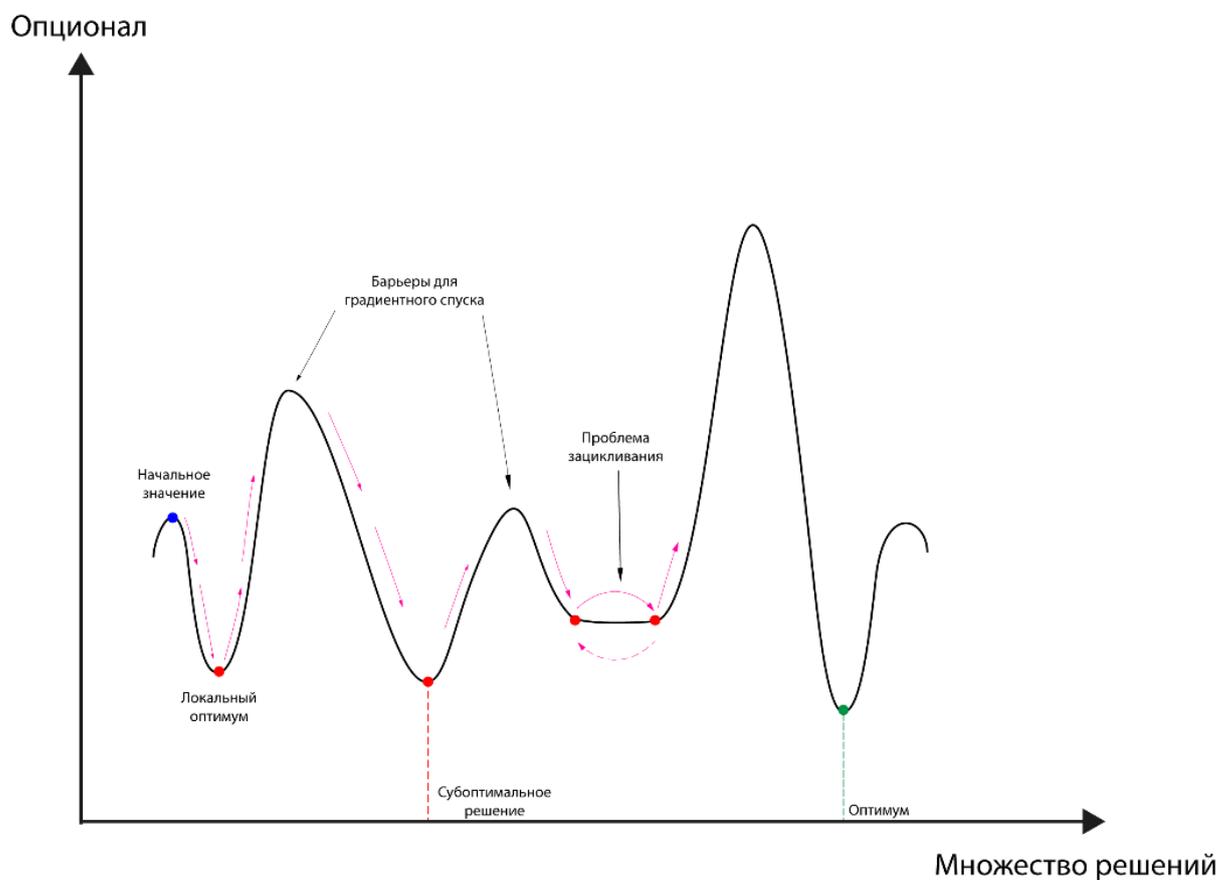


Рис. 3.7. Пример работы алгоритма встроенного оптимизатора

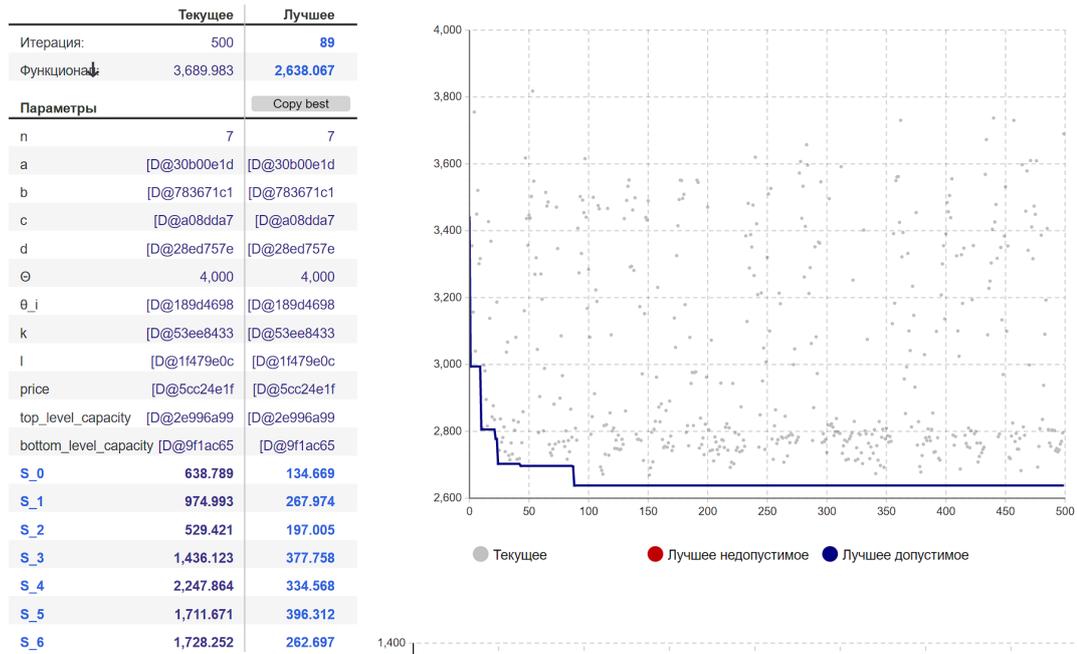


Рис. 3.8. Окно симуляции эксперимента оптимизации

Помимо количественных показателей, можем отметить устойчивость решения, поскольку алгоритмы встроенного оптимизатора итеративные, после 89 итерации решение не улучшалось, что косвенно может говорить о том, что это субоптимальное решение является единственным в его окрестностях [18].

Также необходимо отметить, что если мы попробуем на вход модифицированной имитационной модели дать управление, которое является оптимальным для базовой аналитической модели, то на выходе получаем неоптимальное значение критерия. Однако, это решение отличается от случайного управления в лучшую сторону.

Таблица 3. Сравнение результатов имитации с оптимальным решением

	Название имитационного эксперимента	Управление	Номер продукта						Критерий		
			0	1	2	3	4	5		6	
Модифицированная имитационная модель	Варьирование параметра	S	115.237	358.888	136.103	386.395	694.637	773	472.031	2651.435	
		s	2.399	21.091	13.174	17.51	61.738	60.55	43.575		
	Оптимизация OptQ	S	134.669	267.974	197.005	377.758	334.568	392.312	262.697	2638.067	
		s	3.335	17.365	15.03	14.113	30.877	34.64	25.955		
	Простой прогон (управление из EOQ)	S	230.477	379.494	156.277	283.314	201.129	321.806	220.345	2755.308	
		s	0	0	0	0	0	0	0		
	Простой прогон( случайное управление	S	249.802	851.012	406.67	1597.395	466.61	1194.173	1522.823	3473.768	
		s	15.9	124.653	280.46	142.065	177.05	67.081	114.317		
	Базовая	Модель EOQ	S	230.477	379.494	156.277	283.314	201.129	321.806	220.345	885.269
			s	0	0	0	0	0	0	0	

Как видно, имитационная модель после ее модификации и выхода за пределы предпосылок модели EOQ отвечает изменением критерия в большую сторону. Так же стоит отметить, что внедрение в модель издержек дефицита, скидки за заказ, случайного спроса, и политики 2 уровней приводит к изменению критериального показателя в большую сторону, но в меньшей степени меняет саму политику уровней пополнения при этом ограничение на вместимость сохраняется. Важным обстоятельством представляется то, что средняя заполняемость склада вырастает с 50% до 75% от модели EOQ до модифицированной имитационной – это соответствует практическим значениям, которые получает бизнес.

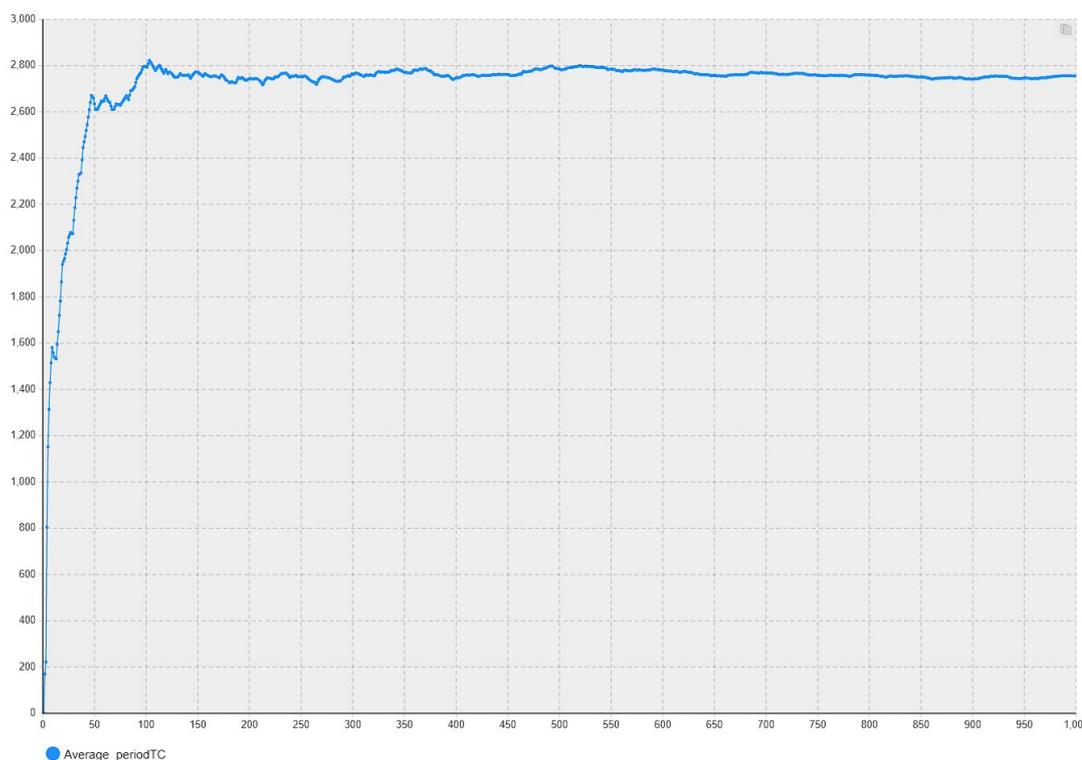


Рис. 3.9 Результаты подстановки управления из базовой аналитической модели в модифицированную имитационную

Эта часть исследование показывает, что в некоторых случаях аналитические модели могут неточно предсказывать результаты или давать достаточную информацию поскольку «скованы» жесткими предпосылками. В свою очередь, имитационные модели зарекомендовали себя как эффективная альтернатива, дающая многообещающие результаты при моделировании сложных систем, таких как транспорт, финансовые рынки и системы здравоохранения, системы управления запасами. Точность и надежность имитационных моделей можно объяснить их способностью моделировать и тестировать различные сценарии, предоставляя лицам, принимающим решения, лучшее понимание потенциальных результатов различных управленческих решений. Следовательно, использование имитационных моделей является жизнеспособным и ценным подходом, который следует учитывать для устранения

ограничений аналитических моделей в различных областях. Необходимы дальнейшие исследования для дальнейшего уточнения и улучшения точности и прогностических возможностей имитационных моделей.

### 3.2.4. Замена функции издержек на нелинейную вместо линейной

Экономика, как объект, представляет собой сложную систему, которая в зависимости от анализируемой ситуации может проявлять как линейные, так и нелинейные характеристики.

В целом экономика имеет тенденцию быть нелинейной, а это означает, что небольшие изменения могут привести к значительным и непредсказуемым результатам. Например, небольшое повышение процентных ставок может привести к значительному снижению инвестиций, что может привести к замедлению экономического роста, что может привести к росту безработицы, что может привести к снижению потребительских расходов, что может привести к уменьшению прибыли компании.

Однако существуют также определенные аспекты экономики, которые могут носить более линейный характер. Например, изменения государственной политики, такие как налоги или субсидии, могут иметь более предсказуемый и пропорциональный эффект на экономику.

В целом экономика представляет собой сложную систему с взаимозависимыми частями, которые могут иметь как линейные, так и нелинейные характеристики, что затрудняет полное понимание и прогнозирование.

В соответствии с нашей задачей управления запасами. Попробуем изменить все функции издержек хранения с линейных на нелинейные, причем экспоненциальную форму. На графике ниже представлены две функции в сравнении.

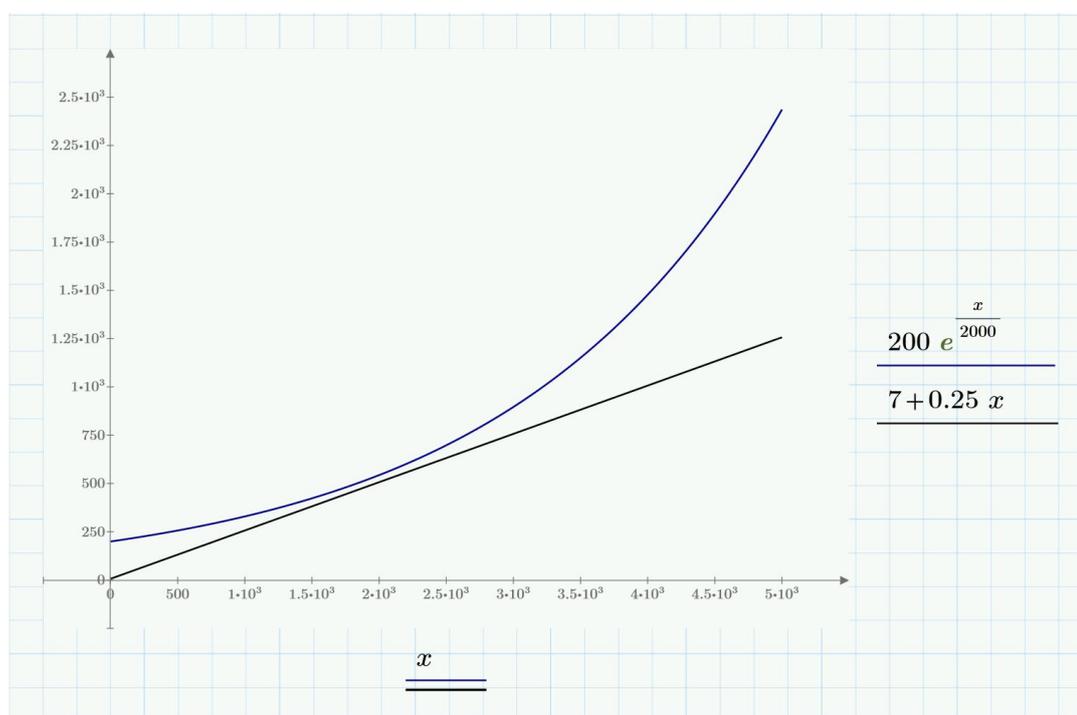


Рис. 3.10. Сравнительный график функции издержек хранения линейной и нелинейной

Таблица 4. Сравнительные результаты замены функции издержек

Эксперимент варьирования параметра	Номер продукта							Критерий
	0	1	2	3	4	5	6	
Управление	0	1	2	3	4	5	6	ТС
S	115.237	358.888	136.103	386.395	694.637	773	472.031	2651.435
s	2.399	21.091	13.174	17.51	61.738	60.55	43.575	
S	260.306	430.9	259.393	690.77	276.095	397.047	676.061	2943.798
s	18.93	3.795	9.868	0.579	13.192	25.714	48.132	

Полученные результаты показывают, что изменения есть и довольно значимые. И это учитывая, что окружающий нас мир редко когда линейный, то можно попробовать интерпретировать результаты так: исходные данные не были изменены на данном этапе исследования, однако, характер экспоненты как функции смещает алгоритм к нахождению такого решения, где компенсируются высокие исходные издержки хранения, которые есть в исходных данных у 4 и 5 продукта.

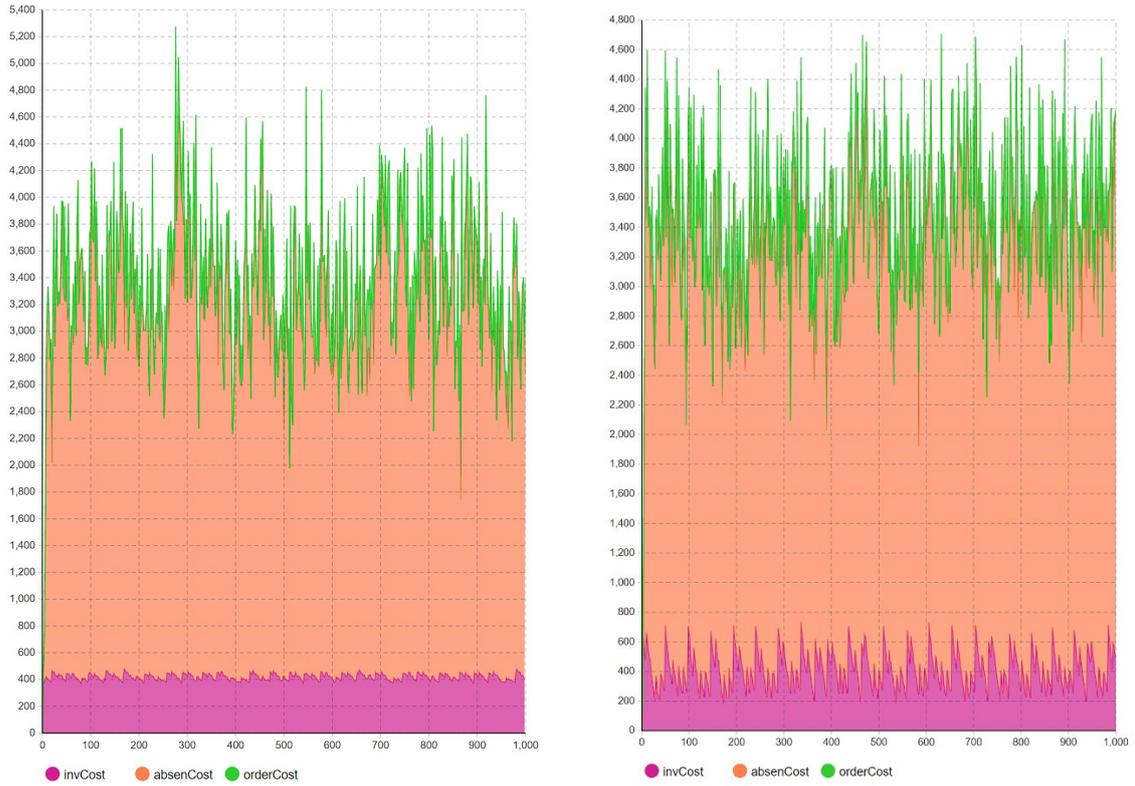


Рис. 3.11. Окно симуляции простого эксперимента после замены функции издержек

Так же стоит отметить, что возросла общая база полных издержек, это объясняется тем, что у экспоненты около нуля выше значения, чем у линейной функции. Далее стоит отметить, как сглаживаются колебания издержек хранения во времени.

$$\begin{array}{l}
 a := \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad b := \begin{bmatrix} 0.18 \\ 0.2 \\ 0.15 \\ 0.32 \\ 0.35 \\ 0.34 \\ 0.21 \end{bmatrix} \\
 \\
 x_0 := \begin{bmatrix} 230 \\ 379 \\ 156 \\ 283 \\ 201 \\ 321 \\ 220 \end{bmatrix} \quad F_{linear} := \sum_{i=0}^6 (a_i + b_i \cdot x_{0_i}) = 463.85 \\
 \quad \quad \quad F_{nonlinear} := \sum_{i=0}^6 \left( a_i + 200 b_i \left( e^{\frac{x_{0_i}}{2000}} \right) \right) = 406.018 \\
 \\
 x_1 := \begin{bmatrix} 134 \\ 267 \\ 197 \\ 377 \\ 334 \\ 392 \\ 262 \end{bmatrix} \quad F1_{linear} := \sum_{i=0}^6 (a_i + b_i \cdot x_{1_i}) = 539.91 \\
 \quad \quad \quad F1_{nonlinear} := \sum_{i=0}^6 \left( a_i + 200 b_i \left( e^{\frac{x_{1_i}}{2000}} \right) \right) = 414.914 \\
 \\
 x_2 := \begin{bmatrix} 115 \\ 358 \\ 136 \\ 386 \\ 694 \\ 773 \\ 472 \end{bmatrix} \quad F2_{linear} := \sum_{i=0}^6 (a_i + b_i \cdot x_{2_i}) = 848.06 \\
 \quad \quad \quad F2_{nonlinear} := \sum_{i=0}^6 \left( a_i + 200 b_i \left( e^{\frac{x_{2_i}}{2000}} \right) \right) = 455.007 \\
 \\
 x_3 := \begin{bmatrix} 260 \\ 430 \\ 259 \\ 690 \\ 276 \\ 397 \\ 676 \end{bmatrix} \quad F3_{linear} := \sum_{i=0}^6 (a_i + b_i \cdot x_{3_i}) = 772.99 \\
 \quad \quad \quad F3_{nonlinear} := \sum_{i=0}^6 \left( a_i + 200 b_i \left( e^{\frac{x_{3_i}}{2000}} \right) \right) = 444.287
 \end{array}$$

Рис. 3.12. Разница линейной и нелинейной функции для 4 различных управлений



*Рис. 3.13. Диаграмма с накоплением полных издержек после замены функции издержек хранения*

Стоит отметить, что существенно не изменилось распределение между издержками хранения, издержками дефицита и издержками заказа.

## Заключение

В данном исследовании была построена имитационная модель многопродуктового склада, на основе базовой аналитической статической модели Уилсона с ограничением на вместимость склада, а после имитационными методами было найдено лучшее управление за приемлемое вычислительное время. Также были показаны основные преимущества применения имитационных методов там, где аналитические методы не способны дать ответ в силу разных причин, будь то невозможность описать математически то или иное звено экономической цепи, или невыполнение предпосылок модели, или нецелесообразность использования математического аппарата.

Если кратко осуществить декомпозицию процесса исследования, то можно выделить 5 этапов осуществления исследования: первый этап – проверка базовой модели, пересчет ее в среде Mathcad, второй этап построение базовой имитационной модели с последующей валидацией, третий этап это совершенствование базовой имитационной модели и выход за пределы поля предпосылок базовой аналитической модели, четвертый этап – не убирая структурно модификации из модели, приведение ее к тривиальному виду с валидацией ее аналитической моделью, пятый этап – нахождение лучшего из возможных управлений в модифицированной модели двумя способами, а также анализ чувствительности к изменению некоторых входов системы по отношению к ее выходам.

Результаты исследования могут быть полезными менеджерам по управлению запасами, поскольку имитационные методы позволяют не производить эксперимент в реальной системе, что, конечно, существенно снижает издержки в случае, например, расширения складских площадей или добавления новой товарной номенклатуры, и других возможных случаев модернизации бизнеса. При этом инструментарий настолько же прост насколько простым является само понятие имитации и ее место в системном подходе.

На каждом этапе проверки и валидации разница полученных результатов с эталонным значением не превышала 5%, однако в процессе построения имитационной модели данного исследования в силу итеративности построения, возникали ошибки, которые приводили к сильному расхождению по критериальным значениям, но использование промежуточных метрик и элементов визуального контроля за выходами модели сводит на нет ошибки построения, и так или иначе приводит к положительному результату, который был продемонстрирован в данном исследовании. И это можно интерпретировать как усеченное руководство к тому, как можно построить имитационную модель в предметной области

управления запасами с наименьшими трудозатратами, сопряженными с валидацией результатов.

## Список использованной литературы

### Книги и монографии

1. Бауэрсокс Доналд Дж., Клосс Дейвид Дж. Логистика: интегрированная цепь поставок. 2-е изд. / Пер. с англ. — М.: ЗАО «Олимп-Бизнес», 2005. — 640 с.;
2. Вьюненко Л. Ф., Михайлов М. В., Первозванская Т. Н. Имитационное моделирование: учебник и практикум для академического бакалавриата / Л. Ф. Вьюненко, М. В. Михайлов, Т. Н. Первозванская; под ред. Л. Ф. Вьюненко. — М.: Издательство Юрайт, 2016. — 283 с. — Серия: Бакалавр. Академический курс;
3. Первозванская Т. Н., Первозванский А. А. Элементы теории управления запасами. Учебное пособие. — Ленинград, 1983;
4. Рожков М. И. Разработка имитационных моделей управления запасами в цепях поставок. — Москва, 2011;
5. Стерлигова А. Н. Управление запасами в цепях поставок: Учебник. — М.: ИНФРА-М, 2008. — 430 с. — (Высшее образование);
6. Сток Дж. Р., Ламберт Д. М. Стратегическое управление логистикой: Пер. с 4-го англ. изд. — М.: ИНФРА-М, 2005, XXXII, 797 с.;
7. Simulation modeling and analysis / Averill M. Law, President Averill M. Law & Associates, Inc. Tucson, Arizona, USA, [www.averill-law.com](http://www.averill-law.com). — Fifth edition.;
8. Systems Simulation: The Art and Science / Robert E. Shannon, Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1975;
9. Tabu Search / Fred Glover, Manuel Laguna. Springer Science + Business Media New York, 1997. 382 p.;
10. The Big Book of Simulation Modeling: Multimethod Modeling with AnyLogic 6. Chapter 5. System dynamics / Andrei Borshchev. AnyLogic North America, 2013, 612 p.;
11. The Big Book of Simulation Modeling: Multimethod Modeling with AnyLogic 6. Chapter 8. Discrete event / Andrei Borshchev. AnyLogic North America, 2013, 612 p..

### Статьи

12. Artem Stupin, Lev Kazakovtsev, Alena Stupina «Control of traffic congestion by improving the rings and optimizing the phase lengths of traffic lights with the help of Anylogic» // Transportation Research Procedia, 2022. №63. pp.1104-1113;
13. Dmitri Muravev, Hao Hu, Aleksandr Rakhmangulov, Pavel Mishkurov «Multi-agent optimization of the intermodal terminal main parameters by using AnyLogic simulation platform:

Case study on the Ningbo-Zhoushan Port» // *International Journal of Information Management*, 2021. №57;

14. Dong Yang, Yaohua Wu, Wenkai Ma «Optimization of storage location assignment in automated warehouse» // *Microprocessors and Microsystems*. 2021. №80;
15. Eric Winsberg «Simulated experiments: Methodology for a Virtual World» // *Philosophy of Science*, 2003. №70. pp.105-125;
16. Fred Glover, Manuel Laguna «Tabu search» // Chapter to appear in the *Handbook of Combinatorial Optimization* (2<sup>nd</sup> Edition), Kluwer Academic Publishers, 1997. 95 p.;
17. Glover F. «Scatter search and path re-linking» *New Methods in Optimization* // *New Ideas in Optimization* D. Corne, M. Dorigo and F. Glover, eds, McGraw Hill, 1999. Chapter 19. pp.297-316;
18. Glover F. «Tabu search—part I» // *ORSA Journal on Computing*, 1989. Volume 1, №3. pp.190-206. 44 p.;
19. Hasan Latif, Binil Starly «A Simulation Algorithm of a Digital Twin for Manual Assembly Process» // *Procedia Manufacturing*, 2020. №48, pp.932-939;
20. Jack P.C. Kleijnen «Verification and validation of simulation models» // *European Journal of Operational Research*, 1995. №82. pp.145-162;
21. Jennifer Sian Morgan, Susan Howick, Valerie Belton «A toolkit of designs for mixing Discrete Event Simulation and System Dynamics» // *European Journal of Operational Research*, 2017. Volume 257, №3. pp.907-918;
22. Julio C. Serrano-Ruiz, Josefa Mula, Raúl Poler «Smart manufacturing scheduling: A literature review» // *Journal of Manufacturing Systems*, 2021. №61. pp.265-287;
23. Kuzmin D., Baginova V., Ageikin A. «Discrete event simulation model of the railway station» // *Transportation Research Procedia*, 2022. №63. pp.929-937;
24. Loufei Zhang, Mingyuan Li, Yinshan Wang «Research on Design Optimization of Subway Station Transfer Entrance Based on AnyLogic» // *Procedia Computer Science*, 2022. №208, pp.310-318;
25. Manuel Laguna, Rafael Marti «Scatter Search» // *Metaheuristic Procedures for Training Neural Networks*, 2006;
26. Marieh Kadivar, Mohsen Akbarpour Shirazi «Analyzing the behavior of the bullwhip effect considering different distribution systems» // *Applied Mathematical Modelling*, 2018. №59. pp.319-340;
27. Maryam Gallab, Hafida Bouloiz, Emmanuel Garbolino, Mohamed Tkiouat, Mohamed Ali ElKilani, Nicolas Bureau «Risk analysis of maintenance activities in a LPG supply chain with a

Multi-Agent approach» // Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2017. №47. pp. 41-56;

28. Mikhail Afanasyev, Dmitry Pervukhin, Dmitry Kotov, Hadi Davardoost, Anna Smolenchuk «System Modeling in Solving Mineral Complex Logistic Problems with the Anylogic Software Environment» // Transportation Research Procedia, 2023. №68. pp.483-491;

29. Minakshi Kalra, Shobhit Tyagi, Vijay Kumar, Manjit Kaur, Wali Khan Mashwani, Habib Shah, and Kamal Shah «A Comprehensive Review on Scatter Search: Techniques, Applications, and Challenges» // Mathematical Problems in Engineering, 2021. №2021, 21 p.;

30. Minakshi Kalra, Shobhit Tyagi, Vijay Kumar, Manjit Kaur, Wali Khan Mashwani, Habib Shah, and Kamal Shah «A Comprehensive Review on Scatter Search: Techniques, Applications, and Challenges» // Mathematical Problems in Engineering, 2021. №2021. 21 p.;

31. Muhammad Monjurul Karima, Cihan H. Daglia, Ruwen Qina «Modeling and Simulation of a Robotic Bridge Inspection System» // Procedia Computer Science, 2020. №168. pp.177–185;

32. Muravev D., Hu H., Rakhmangulov A., Dai L. «Multi-agent simulation of the balanced main parameters of the logistics centers» // IFAC-PapersOnLine, 2019. Volume 52, № 13, pp.1057-1062;

33. Rafael Martí, Manuel Laguna, Fred Glover «Principles of scatter search» // European Journal of Operational Research, 2006. Volume 169, №2. pp.359-372;

34. Richard Walter Conway «Some Tactical Problems in Digital Simulation» // RAND Corporation, 1963;

35. Rjeb A., Gayon J-P., Norre S. «Sizing of a homogeneous fleet of robots in a logistics warehouse» // IFAC-PapersOnLine, 2021. Volume 54, №1. pp.552-557;

36. S. J. Mason, R. R. Hill, L. Mönch, O. Rose, T. Jefferson, J. W. Fowler eds. «How to build valid and credible simulation models» // Averill M. Law & Associates, Inc., 2022;

37. Sally C. Brailsford, Tillal Eldabi, Martin Kunc, Navonil Mustafee, Andres F. Osorio «Hybrid simulation modelling in operational research: A state-of-the-art review» // European Journal of Operational Research, 2019. Volume 278, № 3. pp.721-737;

38. Shahab Derhami, Jeffrey S. Smith, Kevin R. Gue «A simulation-based optimization approach to design optimal layouts for block stacking warehouses» // International Journal of Production Economics, 2020. №223;

39. Simon Emdea, Nail Tahirov, Michel Gendreauc, Christoph H. Glock «Routing automated lane-guided transport vehicles in a warehouse handling returns» // European Journal of Operational Research, 2021. №292. pp.1085-1098;

40. Sonia Kahiomba Kiangala, Zenghui Wang «An effective adaptive customization framework for small manufacturing plants using extreme gradient boosting-XGBoost and random forest ensemble learning algorithms in an Industry 4.0 environment» // *Machine Learning with Applications*, 2021. №4;
41. Sunil Kumar, Rajendra Prasad Mahapatra «Design of multi-warehouse inventory model for an optimal replenishment policy using a Rain Optimization Algorithm» // *Knowledge-Based Systems*, Elsevier, 2021. №231;
42. William de Paula Ferreira, Fabiano Armellini, Luis Antonio de Santa-Eulalia, Vincent Thomasset-Laperrière «Extending the lean value stream mapping to the context of Industry 4.0: An agent-based technology approach» // *Journal of Manufacturing Systems*, 2022. №63. pp.1-14;
43. Xianliang Gu, Jingchao Xie, Chengyang Huang, Kai Ma, Jiaping Liu «Prediction of the spatiotemporal passenger distribution of a large airport terminal and its impact on energy simulation» // *Sustainable Cities and Society*, 2022. №78;
44. Xiaochao Wei, Jennifer Shang «Mobile value chain collaboration for product diffusion: Role of the lifecycle» // *Expert Systems with Applications*, 2023. №215;
45. Xiaochen Zhenga, Foivos Psarommatisa, Pierluigi Petralib, Claudio Turrinb, Jinzhi Lua, Dimitris Kiritsisa «A Quality-Oriented Digital Twin Modelling Method for Manufacturing Processes Based on A Multi-Agent Architecture» // *Procedia Manufacturing*, 2020. №51. P.309–315.