

Прогнозы спроса составляют основу всех управленческих решений в области логистики и управления цепочками поставок. Независимо от типа системы цепочки поставок, прогнозирование спроса является отправной точкой для всех действий по планированию и процессов выполнения. Рассмотрим проталкивающие процессы, которые выполняются в ожидании потребностей клиентов – поиск поставщиков, производство, транспортировка, операционная деятельность и действия – все они требуют прогнозов спроса в качестве входных данных; то же самое верно и для процессов извлечения – для планирования необходимых уровней активности и инвентаризации данные о потребностях клиентов должны быть отправной точкой.

Фармацевтическая промышленность известна как одна из самых сильных в сфере НИОКР, которая уделяет сравнительно меньше внимания развитию технологий цепочки поставок. Высокая маржа, полученная от продажи оригинальных продуктов, позволила отрасли иметь высокие издержки цепочки поставок [2]. Истечение срока действия патентов [2, 3] и, как следствие, значительное увеличение числа компаний по производству дженериков, которые сосредоточены на разработке эффективных, действенных и менее затратных цепочек поставок, требуют, чтобы фармацевтическая промышленность обратила свое внимание на проблемы. в прогнозировании будущего спроса и управлении запасами, что подтверждает важность эффективности цепочки поставок для дальнейшего развития отрасли.

Более того, выход на развивающиеся рынки требует, чтобы расширение цепочек поставок было более рентабельным по сравнению с цепочками, действующими в развитых странах, поскольку количество денег, расходуемых на лекарства на развивающихся рынках, относительно невелико [3, 4]. Расстояния между распределительными центрами (в основном, в Европе и США) и развивающимися рынками (Узбекистан, Туркменистан, Казахстан и др.) Ставят эффективность логистики и цепочки поставок на первое место. Сочетание прогнозов спроса с высоким уровнем ошибок и длительным сроком поставки приводит к переизбытку предложения и затовариванию. Если расстояние между рынком и точкой продаж фиксировано, ошибку прогнозирования спроса можно уменьшить, используя более эффективные и продвинутое методы прогнозирования спроса. Актуальность задачи прогнозирования, очевидно, признана и оценена высшим руководством [5].

## 1. Современное состояние

Цепочка поставок фармацевтических продуктов отличается высокой сложностью, а каналы поставок и доставки клиентам ограничены и строго регулируются. Сложность считается одним из основных препятствий на пути повышения производительности и эффективности фармацевтической цепочки поставок [4].

Здесь нет права на ошибку, поскольку это может отрицательно сказаться на здоровье населения и наций. По этой причине затраты на дефицит фармацевтической продукции нельзя выразить только в денежном выражении. Предотвращение отсутствия на складе и точность прогнозов потребительского спроса приводят к высокому уровню запасов по сравнению с лучшими практиками, ориентированными на потребителя [2].

Наиболее часто используемые метрики точности прогнозов спроса для оценки качества прогнозов представляют собой вариации следующих основных показателей: смещение прогноза, среднее абсолютное отклонение (*СУМАСШЕДШИЙ*), Среднеквадратичная ошибка (*MSE*), и Средняя абсолютная процентная ошибка (*MAPE*). Рекомендации о том, как выбрать подходящую метрику точности и как ее использовать и контролировать, можно найти в [6]. Есть еще несколько вещей, которые следует учитывать при принятии решения о том, как измерять ошибки прогноза или точность на каждом уровне цепочки поставок. В частности, следует принимать во внимание взаимосвязь между мерами, основанными на точности, и уровнями агрегирования прогнозов по продуктам и срокам прогнозирования, которые должны согласовываться с выбранными показателями точности. Кроме того, хорошо известно, что ошибки прогнозов зависят от местоположения прогнозистов в цепочке. Это означает, что прогнозы, созданные ближе к точке спроса, будут более точными, в то время как прогнозы, созданные дальше по цепочке поставок, будут иметь более крупные ошибки прогноза.

Были разработаны различные методы прогнозирования, основанные на двух хорошо известных подходах к прогнозированию: качественном и количественном. Соответственно, качественные методы, такие как мнения руководителей, метод Delphi, опросы сотрудников отдела продаж и службы поддержки клиентов, генерируют прогнозы, основанные на суждениях или мнениях, в то время как количественные методы могут быть сгруппированы по прогнозам исторических данных, например, наивный метод, анализ тенденций, анализ временных рядов, метод Холта, и модели Винте ра, или в рамках так называемых ассоциативных прогнозов, которые определяют причинно-следственные связи между переменными с использованием простой, множественной или символической регрессии. Кроме того, смешанные или комбинированные модели позволяют интегрировать оба подхода. В фармацевтической промышленности чаще всего используются модели временных рядов (52%), а причинно-следственные модели составляют 24%,

Прогнозирование спроса на фармацевтические продукты также зависит от жизненного цикла продукта; для новых и уже существующих (присутствующих на рынке) продуктов он значительно варьируется [9]. Разумная оценка размера рынка на этапе разработки продукта – большая проблема. На этом этапе для прогнозирования чаще используются оценочные методы, поскольку отсутствуют количественные данные. Для продуктов, присутствующих на рынке, необходимо также оценить потенциальную долю рынка с учетом будущего роста или спада рынка при переходе к количественным или смешанным моделям.

Сравнительные исследования показывают, что прогнозирование – относительно новая задача для фармацевтической промышленности. Этим можно объяснить доминирующее положение (82,1%) таких простых методов, как сглаживание, усреднение и наивность, выполняемых в основном в таблицах Excel, которые являются наиболее распространенным типом используемого программного обеспечения [10]. В этих случаях ошибка прогноза может составлять около 40% [5]. В последние десятилетия появились более сложные методы [11–13]. Использование подхода моделирования системной динамики к проблемам прогнозирования позволяет создавать модели для отслеживания прогрессирования заболевания во времени и создавать петли в моделях прогноза. Моделирование предоставляет эффективные инструменты для выполнения проверки прогнозных моделей. Визуализация данных способствует лучшему совместному принятию решений и прогнозированию. Интеллектуальное прогнозирование спроса на фармацевтическую продукцию с использованием технологий искусственного интеллекта улучшает процесс прогнозирования и точность прогнозов спроса. Но отрасль по-прежнему предпочитает модели временных рядов с оценочным (качественным) подходом [4]. Сравнительные исследования также показывают, что, хотя существует множество данных, полезных для более точного прогнозирования спроса (например, рекламная деятельность и ее влияние на продажи), использование данных ограничено из-за различных аспектов, например, различных форматов данных; отсутствие инструментов интеграции данных; время сбора данных и актуальность данных; и отсутствие новых моделей для повышения интеллекта прогнозирования. Но отрасль по-прежнему предпочитает модели временных рядов с оценочным (качественным) подходом [4]. Сравнительные исследования также показывают, что, хотя существует множество данных, полезных для более точного прогнозирования спроса (например, рекламная деятельность и ее влияние на продажи), использование данных

## 2. Тематическое исследование

В *Pharma\_Log* действует как оптовый торговец и является частью цепочки поставок фармацевтических продуктов, обеспечивая связь между производственными компаниями в ЕС и СНГ и дистрибьюторами в Центральной Азии (см. рис. 1). Аффилированный дистрибьютор *Pharma\_Dis* находится на развивающемся рынке и перепродает только товары, присутствующие на рынке. В то время как *Pharma\_Dis* имеет прямой доступ к данным о рынке и продажах, *Pharma\_Log* имеет доступ к данным, предоставленным производителями (исторические данные о продажах, наличие продукта, будущие изменения продукта, дефицит, запланированные маркетинговые мероприятия и т. д.).

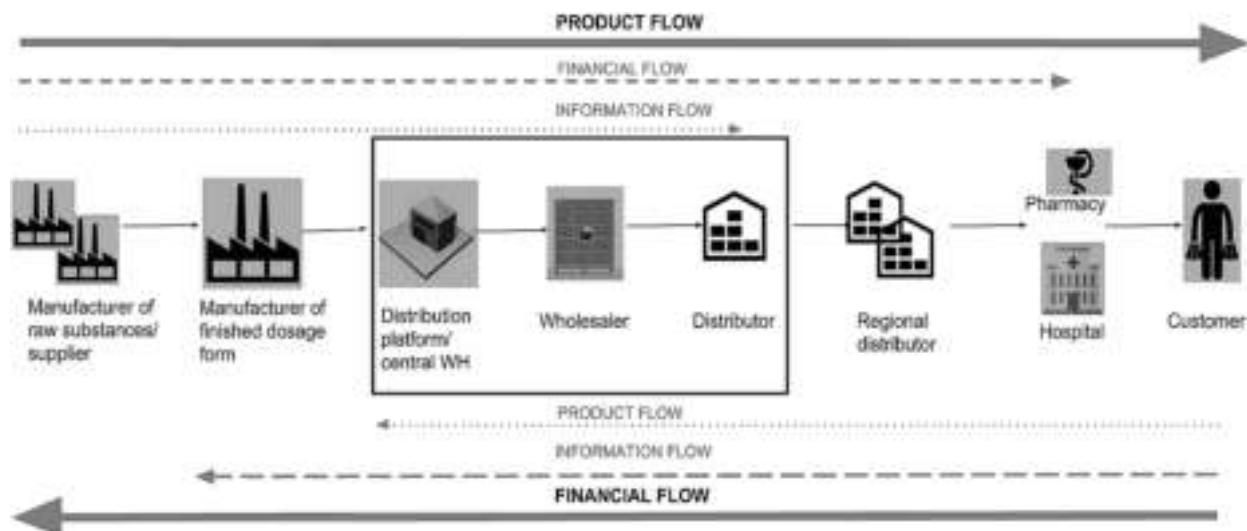


Рис. 1. Цепочка поставок фармацевтической продукции.

В *Pharma\_Dis* является начинающей компанией и сталкивается с возрастающими проблемами в прогнозировании спроса. С одной стороны, отсутствует набор исторических данных, поскольку он работает менее года. С другой стороны, волатильность возникает в условиях развивающихся рынков.

В результате доступные данные о населении для прогнозирования спроса имеют относительно высокие колебания (см. Рис. 2), которые трудно моделировать и которые трудно уместить в таком коротком диапазоне данных.

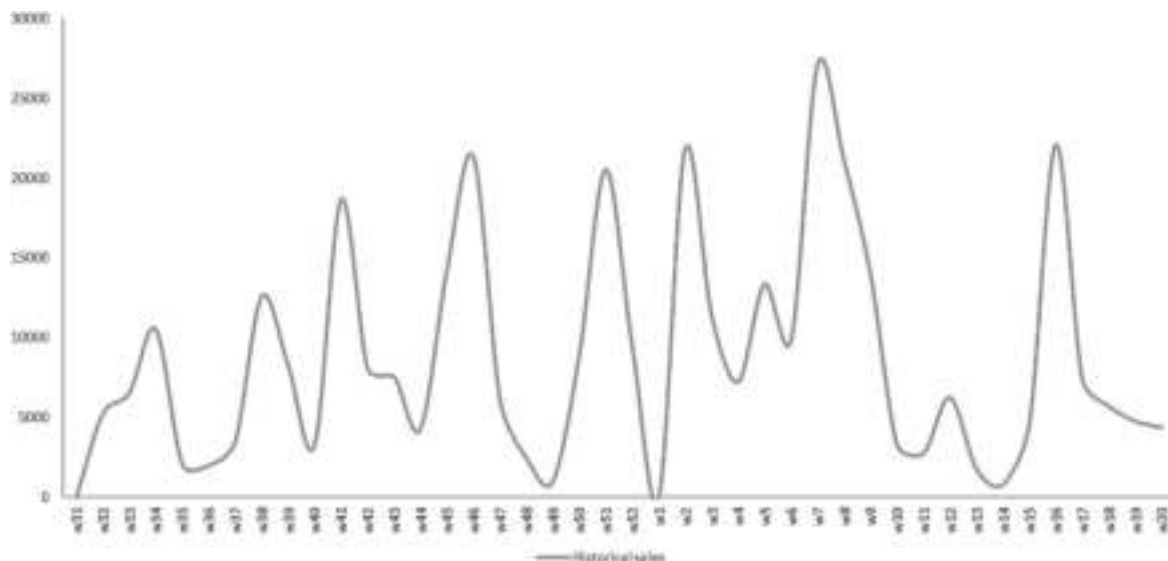


Рис. 2. Исторические продажи данного семейства продуктов.

В настоящее время заказы на поставку формируются на основе спроса на продукцию, прогнозируемого региональными дистрибьюторами на основе данных о продажах и запасах, доступных на платформе распространения. Функция прогнозирования спроса выполняется оптовиком с использованием данных о продажах на рынке от дистрибьютора. Ежедневный прогноз рассчитывается на основе скользящего среднего за последние 13 недель продаж. Никакие дополнительные данные не рассматриваются, хотя исторические продажи продукта, предоставленного производителем, могут иметь высокую ценность и могут быть потенциально интегрированы в прогнозирование спроса и обработку заказов на поставку.

Наличие рыночных данных и доступ к данным производителя дает достаточную основу для создания совместных прогнозов в рамках совместного проекта двух компаний. Кроме того, совместное прогнозирование спроса позволит внедрить механизмы для обмена информацией о спросе и включить совместно полученные прогнозы спроса в решения о пополнении запасов в цепочке поставок.

### 3. Используемый подход

Общий алгоритм, используемый для прогнозирования продаж на рынке [9], включает следующие основные этапы:

- Наборы исторических данных тенденций для изучения рынка и производительности продукта
- Применение эффектов нестандартных событий, которые происходят, но не отражаются в исторических данных
- Преобразование данных трендов в результаты прогнозов. В простейшем случае тренд исторических данных выполняется путем построения спроектированной линии (тренда) в будущее.

В следующем разделе анализируются методы получения базовых функций рынка и продукта с помощью прогнозных расчетов. Выявление экс-события и количественная оценка их воздействия на прогноз представляется сложной задачей для прогнозистов. Преобразование данных трендов в выходные данные прогнозов позволяет интегрировать данные спроса и предложения. Более подробную информацию можно найти в [9].

Вышеупомянутые шаги были применены для создания интегрированной процедуры для прогнозирования спроса на фармацевтическую продукцию на рынке и формирования заказов на закупку (см. Рис. 3).

Функциональные компоненты процедуры определяют рабочий процесс, т. Е. Выбор исторических данных о продажах и их преобразование в данные о спросе, расчет и анализ базовых тенденций, применение внутрендовых событий и количественное определение спроса на продукцию с последующими расчетами заказов на поставку и их корректировкой на основе о наличии товара и ограничениях сроков годности товара.

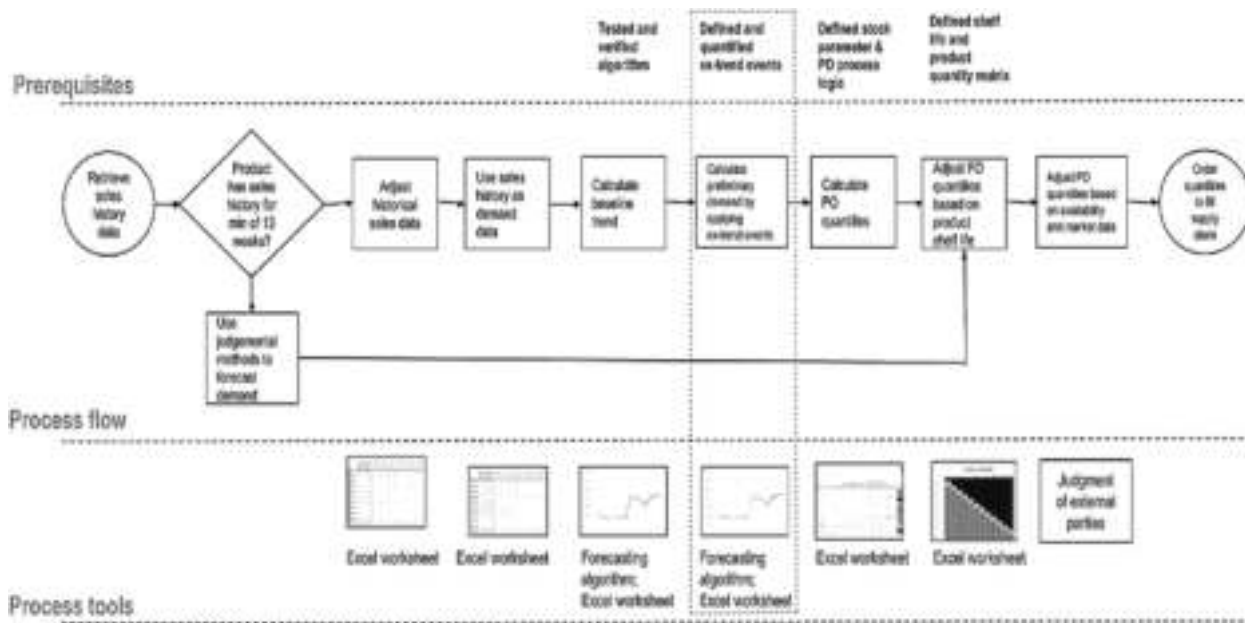


Рис. 3. Интегрированная процедура прогноза рыночного спроса на продукцию и формирования заказов на поставку.

#### 4. Эксперименты.

В данном тематическом исследовании эксперименты по прогнозированию спроса были выполнены для конкретного фармацевтического продукта АСТ0002UZ01. Исторические еженедельные данные о продажах продуктов содержат 41 точку данных. Три экспериментальных сценария, основанные на применении различных методов прогнозирования, исследуются с применением метода простого скользящего среднего, множественной линейной регрессии и символической регрессии с генетическим программированием. Для сценариев регрессии были приняты во внимание следующие факторы, потенциально влияющие на спрос на продукцию: прайс-лист дистрибьютора; цена продажи товара со скидкой; недельное количество продаж в месяц; и средний курс валюты за неделю. Для каждого сценария анализируются результаты прогнозирования и ошибки прогнозов, а также предоставляется возможность применения и последствия.

##### 4.1. Сценарий 1

Сценарий прогнозирования, основанный на методе простого скользящего среднего (SMA), представлен как начальный или текущий сценарий, используемый на практике. Прогнозные расчеты были выполнены для ряда периодов от 4 до 13 недель с учетом средней частоты колебаний данных и на основе общей практики, применяемой производственными компаниями, работающими на развивающихся рынках. В обоих случаях абсолютная ошибка высока по сравнению с наблюдаемым общим спросом (см. Таблицу 1). При среднем значении абсолютных отклонений за все периоды (MAD) расчетное стандартное отклонение ошибки прогноза велико по сравнению с фактическими данными. Наконец, прогноз кажется смещенным и недооцененным, поскольку диапазон значений сигнала слежения (TS) падает ниже -6 и достигает своих минимальных значений -8,3 и -6,2 соответственно.

Модель SMA относится к адаптивному прогнозированию, которое позволяет обновлять скользящее среднее значение спроса после появления каждого наблюдения и, следовательно, реагировать на последние изменения в структуре спроса. В эксперименте

Исторические данные о спросе слишком сложны и явно не соответствуют периодическим колебаниям спроса. Вот почему модель SMA генерирует непоследовательные и неточные прогнозы продаж (см. Также рис. 4).

#### 4.2. Сценарий 2

Во второй серии экспериментов были проведены корреляционный и линейный регрессионный анализ для определения причинно-следственной связи между спросом на продукт и факторами, влияющими на спрос. Были построены две последовательные регрессионные модели. Каждая модель представлена линейным алгебраическим уравнением с более чем одной независимой переменной. Все расчеты проводились с использованием встроенных средств MS Excel.

На итерации 1 используется модель линейной регрессии с 3 независимыми переменными, такими как базовая цена, цена со скидкой и а сильная взаимосвязь между спросом на продукт и ценой со скидкой, в то время как переменная WeekNoM учитывается

Количество продаж за месяц (WeekNoM) построено. В этом случае результаты корреляции показывают следующее. 1

Поскольку значение P равно 0,678 в таблице ANOVA, влияние базовой цены не рассматривается как В итерации 2 модель регрессии статистически значимы и исключены из дальнейшего рассмотрения. экв ты

с спроса с двумя независимыми переменными описывается следующей линейной 2

По сравнению с моделью SMA, абсолютная ошибка и среднее абсолютное отклонение более чем на 50% ниже в случае прогнозов на основе регрессии (см. Таблицу 1). Диаграммы прогнозирования, рассчитанные на основе моделей последовательной регрессии (1) и (2), показаны на рис. 4. Таким образом, линейные регрессии с несколькими критериями показывают лучшие результаты, чем модель SMA, и имеют лучшую способность воспроизводить поведение модели спроса. Однако ему по-прежнему не хватает возможности точно предсказать пик продаж спроса. Диапазон TS опускается ниже -6, и прогнозы по-прежнему считаются постоянно заниженными. Необходим дальнейший углубленный анализ для изучения прогнозов на основе линейной регрессии и проверки того, могут ли функции нелинейной регрессии (например, полиномиальные, экспоненциальные, логарифмические) лучше соответствовать набору исторических данных. Помимо,

#### 4.3. Сценарий 3

В последней серии экспериментов построена символьная модель прогнозирования на основе регрессии и проанализирована ее эффективность. Символьная регрессия позволяет находить математические выражения в символьной форме, которые лучше соответствуют данным задачи и предсказывают зависимую переменную от независимых переменных с наименьшей ошибкой [13–15]. Структура модели заранее не определена, и необходимо определить как символическую форму модели, так и коэффициенты для переменных модели.

Эксперименты по прогнозированию на основе символьной регрессии были выполнены с использованием предварительно сконфигурированного древовидного (в стиле Коза) алгоритма генетического программирования (GP) для создания символьных регрессионных моделей в программном обеспечении HeuristicLab [13]. Набор данных проблемы – это тот же набор данных, который анализируется в сценарии линейной регрессии (итерация 2).

Максимальное количество поколений установлено экспериментально равным 50 поколениям. Численность популяции составляет 1000 особей. Фитнес-функция оценивается Pearson R: коэффициент. Доступные узлы дерева имеют постоянное действительное значение в диапазоне [-20; 20], объясняющие переменные, арифметические функции, экспоненциальные и логарифмические функции. Максимальная глубина и длина дерева определяются 10 и 25 узлами соответственно. Первая треть исторических данных о продажах используется для обучения модели, а остальные – для ее тестирования.

В этом сценарии было выполнено 25 экспериментов GP. Модель с наилучшей найденной пригодностью выражается в экспоненциальной форме:

(3)

\* 1 грамм а являюсь

Модель соответствует данным с высокими значениями коэффициентов:  $R_2 \approx 0.934$  для обучающей выборки и  $R_2 \approx 0.824$  для тестового набора. Она имеет более высокую точность, чем линейная модель (2), полученная из тех же данных. Параметры производительности модели приведены в таблице 1. В частности, символьная регрессия с применением генетического программирования показала самые низкие значения абсолютной ошибки и среднего абсолютного отклонения по всем сценариям прогнозирования и экспериментам.

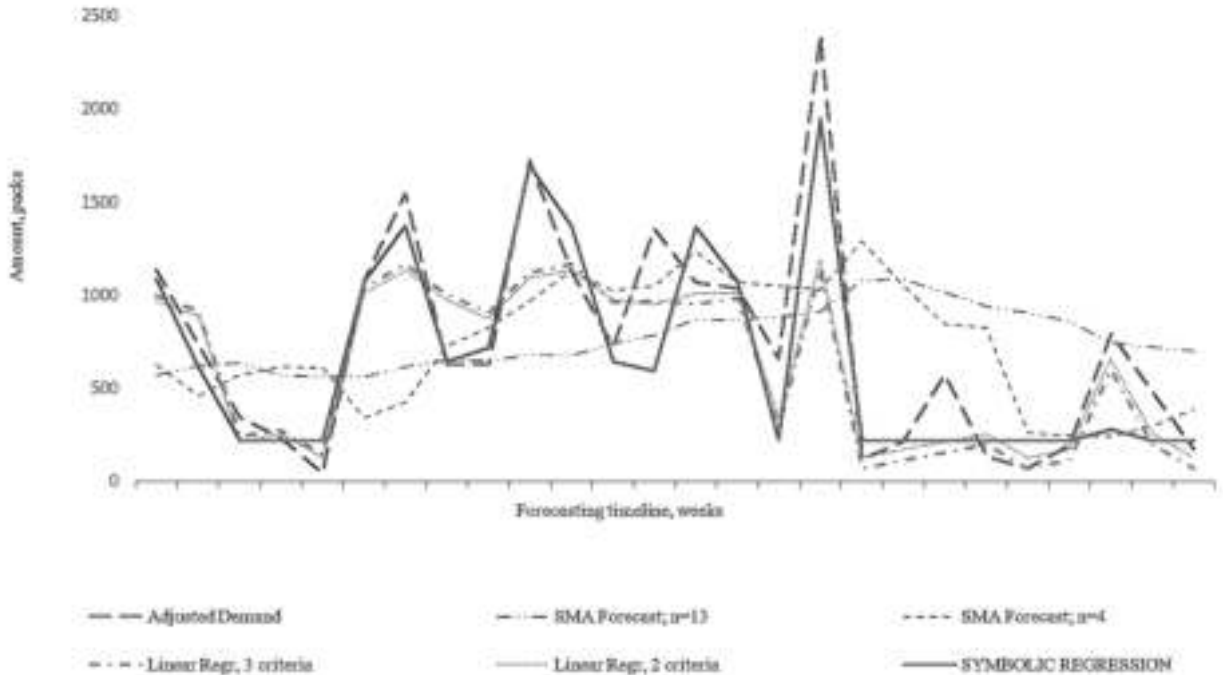


Рис. 4. Исторические данные о спросе и экспериментальные прогнозы спроса.

Таблица 1. Обобщенные оценки ошибок прогнозирования спроса для всех экспериментов.

Метод прогнозирования	Общий спрос	Абсолютная ошибка	СУМАСШЕДШИЙ	Стандартное отклонение ошибка прогноза	TS Интервал
SMA для n = 13	19 754	13 577	12 361	15 451	[-8,3, 4,8]
SMA для n = 4	19 754	11 964	12 465	15 581	[-6,2, 1,1]
Линейная регрессия, 3 кр.	19 754	6 224	5 725	7 156	[-16,0, 1,8]
Линейная регрессия, 2 кр.	19 754	5 718	5 606	7 007	[-15,2, 0,4]
Символическая регрессия	19 754	4704	3 741	4 676	[-12,7, 0,3]

Результаты экспериментов по прогнозированию спроса обсудили приглашенные специалисты, работающие в области логистики и управления цепочками поставок фармацевтической компании. Прогнозирование на основе символической регрессии было выбрано в качестве наиболее подходящего метода в исследовании.

## 5. Заключение

Цепочка поставок фармацевтических продуктов характеризуется высокой сложностью, что считается одним из основных препятствий на пути повышения эффективности цепочки поставок фармацевтических препаратов. Прогнозы спроса формируют основу для всей стратегии и планирования фармацевтической логистики и управления цепочками поставок. Сравнительные исследования показывают, что прогнозирование – относительно новая задача для фармацевтической промышленности, которая может объяснить доминирующее положение простых методов, выполняемых в основном в электронных таблицах Excel. Появились более сложные методы прогнозирования

в приложениях прогнозирования продаж и спроса, например, подход к моделированию системной динамики для отслеживания прогрессирования болезни во времени и создания циклов в моделях прогноза; моделирование для проверки моделей прогнозируемого спроса; визуализация данных для поддержки совместных прогнозов и интеллектуального прогнозирования для повышения интеллекта прогнозирования в приложениях цепочки поставок.

Пример из практики, приведенный в статье, основан на реальном примере в фармацевтической сфере. Результаты экспериментального анализа трех сценариев прогнозирования показывают, что модель прогнозирования, основанная на символической регрессии, обеспечивает наилучшую подгонку кривой к историческим данным спроса, более низкие оценки ошибок для всех сценариев и проведенных экспериментов, а также возможность более точно прогнозировать пиковые продажи спроса в исследовании.

## Рекомендации

- [1] Дурбха, Д. (2016) «Состояние фармацевтической цепочки поставок: ключевые выводы из LogiPharma US 2016». 21 год «Блог Century Supply Chain». Доступно: <https://blog.kinaxis.com/2016/09/state-pharmaceutical-supply-chain-key-takeaways-logipharma-us-2016/>. [Проверено 30 апреля 2018 г.].
- [2] Подготовка фармацевтических потребностей цепи поставок. (2014) «Панель цепочки поставок ATKearney Pharma 2014». AT Kearney, Inc. Доступно: [https://www.atkearney.com/web/the-purchasing-chessboard/article/-/asset\\_publisher/9AufSQjm6Y/content/preparing-the-supply-chain-pharma-needs](https://www.atkearney.com/web/the-purchasing-chessboard/article/-/asset_publisher/9AufSQjm6Y/content/preparing-the-supply-chain-pharma-needs) / 20152. [Проверено 30 апреля 2018 г.].
- [3] PWC (2011) «Фарма 2020: обеспечение будущего, какой путь вы выберете». *Фармацевтика и науки о жизни*. Имеется в наличии: <https://www.pwc.ch/en/publications/2016/pharma-2020-supplying-the-future.pdf>. [Доступ 31 февраля 2018 г.].
- [4] Лукас, У., и М. Менсер. «Лекарство от сложности цепочки поставок фармацевтических препаратов». Патеон, *OneSource*™. Имеется в наличии: <https://www.patheon.com/onesource/pdf/A-Cure-For-Pharmaceutical-Supply-Chain-Complexity-Patheon-OneSource-WhitePaper.pdf>. [Доступ 31 февраля 2018 г.].
- [5] Чаман, Л. Джайн, Джек Малехорн. (2006) «Бенчмаркинг практик прогнозирования: руководство по повышению эффективности цепочки поставок», Graceway. Издательство, 119.
- [6] Измерение точности прогнозов: полное руководство. Решения РЕЛЭКС. Доступно: <https://www.relexsolutions.com/measuring-forecast-точность/>. [Проверено 10 ноября 2018 г.].
- [7] С. Чопра, С. и П. Майндл. (2007) «Управление цепочкой поставок: стратегия, планирование и работа». Pearson Education, Inc., 536. [8] Jain, CL (2003) «Бенчмаркинг практик прогнозирования в фармацевтической промышленности», Университет Св. Иоанна, Ямайка, Нью-Йорк, 6.
- [9] Кук, А.Г. (2006 г.) «Прогнозирование для фармацевтической промышленности – модели для новых продуктов и прогнозов на рынке, а также способы их использования. ix». Гауэр Паблшинг Ко., 141.
- [10] Веллер М. и С. Кроун. (2012) «Прогнозирование цепочки поставок: передовой опыт и сравнительное исследование». Ланкастерский центр прогнозирования, 41. [11] Кандан, Г., М. Ф. Ташкин, и Х. Р. Язган. (2014) «Прогнозирование спроса в фармацевтической промышленности с использованием искусственного интеллекта: нейронечеткий подход», *Журнал военной и информационной науки*, 2 (2): 41–49.
- [12] Программные решения для цепочки поставок фармацевтики и биотехнологий. Спрос на решения. Доступно: <https://www.demandsolutions.com/industry-фармацевтическая-цепочка-биотехнология-цепочка-поставок.html> /. [Проверено 10 ноября 2018 г.].
- [13] Вагнер, С., Г. Кронбергер, М. Аффенцеллер и др. (2014) «Архитектура и дизайн среды оптимизации HeuristicLab». *Advanced Methods and Applications in Computational Intelligence, Topics in Intelligent Engineering and Informatics Series*, Springer, 197–261.
- [14] Большаков В. (2013) «Прогнозирование и мониторинг паводков на реке Даугава на основе регрессии». *Научный журнал РТУ, Серия 5, Компьютер Наука*: 137–142.
- [15] Меркурьева Г., Меркурьев Ю., Соколов Б. и др. (2015) «Расширенный мониторинг, моделирование и прогнозирование речных паводков. *Журнал Вычислительная наука* », 5 (10): 75–85.



Галина Меркурьева – профессор кафедры моделирования и моделирования факультета компьютерных наук и информационных технологий Рижского технического университета. Она держит Dr.sc.ing. из Института электроники и компьютерных наук Латвийской Академии наук (Латвия) и Dr habil. Доктор медицинских наук, Институт проблем управления Российской академии наук (Россия). Ее профессиональные интересы и опыт лежат в области моделирования дискретных событий, моделирования и оптимизации метамоделирования, искусственного интеллекта, логистики и управления цепочками поставок. Она является автором более 200 публикаций, в том числе 6 книг по данной тематике. Контактная информация: Рижский технический университет, улица Калку, 1, Рига, LV-1658, Латвия. Свяжитесь с ней по адресу Galina.Merkurjeva@rtu.lv.