

УДК 004.94:658.78

АДАПТИВНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СТРАХОВОГО ЗАПАСА: ОТ МОДЕЛИ К ПРОГРАММНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ В ЭПОХУ DIGDATA



Л.В. Примакович

Ассистент кафедры экономической информатики БГУИР, магистрант
lyudmilaprimakoviych@yandex.by



С.Ф. Миксюк

Профессор кафедры математических методов в экономике БГЭУ, доктор экономических наук, профессор
smiksyuk@mail.ru

Л.В. Примакович

Окончила Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с применением методов *Data Science* и математического моделирования для оптимизации логистических процессов и управления цепями поставок в условиях неопределенности.

С.Ф. Миксюк

Окончила Белорусский государственный университет имени В.И. Ленина. Область научных интересов связана с моделированием и прогнозированием социально-экономических процессов, теорией логистики и управления цепями поставок, оптимизацией складских запасов в условиях неопределенности.

Аннотация. В статье представлена адаптивная модель прогнозирования страхового запаса, отличительной особенностью которой выступает идея формирования не постоянного, а плавающего страхового запаса через включение в формулу Феттера ошибки прогнозной модели спроса и непрерывного мониторинга накопленной ошибки прогноза. Такой подход обеспечивает прямую связь между системами прогнозирования и управления запасами в условиях экономической нестабильности. Для верификации модели и демонстрации ее работы разработан программный прототип на языке Python. Описаны результаты сравнительного анализа традиционной и адаптивной методик на синтезированных данных для стационарных и нестационарных временных рядов. Описана архитектура масштабирования решения для промышленной эксплуатации в условиях Big Data с использованием современных инструментов программирования и аналитики.

Ключевые слова: управление запасами, плавающий страховой запас, модифицированная формула Феттера, накопленная ошибка прогноза, модуль адаптивного прогнозирования страхового запаса, модульная архитектура программного обеспечения модели, структура данных модели.

Введение. Современная экономическая среда характеризуется высокой турбулентностью, нестационарностью спроса и возрастающей неопределенностью параметров цепочек поставок. Рост объема данных о продажах, клиентах и поставщиках, с одной стороны, и их высокая волатильность, обусловленная экономической нестабильностью, с другой, делают классические модели управления запасами с фиксированными параметрами все менее эффективными [1]. Это приводит к двум противоположным, но вместе с тем одинаково нежелательным последствиям: риску дефицита товара и упущенной прибыли или, наоборот, к избыточной иммобилизации оборотных средств в не востребуемых запасах.

Особую остроту проблема приобретает в контексте Big Data: крупные ритейлеры и дистрибьютеры ежедневно оперируют информацией о движении миллионов товарных позиций (SKU) по тысячам точек продаж и складов. Математический аппарат классических моделей управления запасами, разрабатываемый в эпоху «малых данных» и требующий

стационарности спроса, предполагает ручной пересчет параметров. Однако попытка своевременно вручную корректировать страховые запасы для всех SKU сегодня является не просто трудоемкой, а физически невыполнимой задачей, ведь объемы исторических данных достигают терабайт, и их обработка требует принципиально иных подходов к хранению и вычислениям. Следовательно, возникает потребность не просто в новой теоретической модели расчета страхового запаса (СЗ), но и в ее автоматизации, способной адаптивно обрабатывать большие массивы данных и оперативно реагировать на изменения конъюнктуры в масштабах всего ассортимента.

Целью данной работы является разработка адаптивной модели прогнозирования страхового запаса для систем управления типа QR (с фиксированным размером заказа) и ее верификация на синтезированных сценариях, а также обоснование архитектуры программного решения, способного функционировать в условиях Big Data.

Обзор литературы. Теоретической базой для управления запасами служат классические работы [2, 3], в которых детально описаны модели с фиксированным размером заказа и фиксированным интервалом времени. Однако, как отмечается в [4, 5], в условиях неопределенности их эффективность снижается. Современные исследования [6, 7] указывают на необходимость интеграции систем прогнозирования и управления запасами, предлагая в качестве ключевого параметра риска использовать не дисперсию исторических продаж, а ошибку прогнозной модели. В международных исследованиях [8, 9] прослеживается устойчивый тренд на интеграцию систем прогнозирования и управления запасами, где в качестве ключевого параметра риска предлагается использовать не дисперсию исторических продаж, а ошибку прогнозной модели. Параллельно с развитием методов управления запасами, бурное развитие получило направление Big Data и Advanced Analytics. В современной логистике эти инструменты применяются для прогнозирования спроса с использованием сложных моделей, оптимизации маршрутов и анализа поведения клиентов [10]. Однако вопросы применения распределенных вычислений для динамического пересчета страхового запаса по всей номенклатуре в реальном времени остаются открытыми, что определяет актуальность данного исследования.

Методика построения адаптивной модели прогнозирования страхового запаса. Предлагаемая модель базируется на модифицированной формуле Феттера, которая учитывает два источника риска: вариацию спроса и вариацию времени выполнения заказа. Классическая формула для системы типа QR имеет вид:

$$Z_s = z \sqrt{\bar{t}_n * \sigma_s^2 + \bar{S}^2 * \sigma_t^2} \quad (1)$$

где Z_s – объем страхового запаса, единиц;

z – число стандартных отклонений;

\bar{t}_n – среднее время выполнения заказа, дни;

σ_s – стандартное отклонение потребности, ед./день;

\bar{S} – среднее потребление, ед./день;

σ_t – стандартное отклонение времени выполнения заказа, день.

В условиях нестационарности спроса его историческое стандартное отклонение σ_s неадекватно отражает будущую динамику. В связи с этим в представленной модели предлагается в качестве меры вариации спроса использовать стандартное отклонение ошибки его прогноза:

$$\sigma_s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_{i \text{ факт}} - S_{i \text{ прогн}})^2}{n - 1}} \quad (2)$$

Выбор горизонта прогноза n является важным параметром, влияющим на адаптивность модели. Для условий переменчивого спроса целесообразно использовать скользящее окно,

длина n которого может устанавливаться равной либо пропорциональной времени выполнения заказа, что позволяет нивелировать случайные колебания при сохранении чувствительности к трендам. Адаптивный механизм принятия решений о пересчете параметров системы основан на анализе накопленной ошибки спроса, определяет логику пересчёта. Так, если учесть общепринятую норму отклонения в 3σ , можно прийти к следующему условию пересчета страхового запаса:

$$Z'_s = \begin{cases} z_\alpha \sqrt{t_3 \sigma_s^2 + s^2 \sigma_{t_3}} - \text{для системы QR при } \sigma_s > 3\sigma_0 \\ z_\alpha \sqrt{(t_3 + \tau) \sigma_s^2 + s^2 \sigma_{t_3}} - \text{для системы ST при } \sigma_s > 3\sigma_0 \\ \gamma Z_s - \text{при } \sigma_s < -3\sigma_0 \\ Z_s - \text{при } |\sigma_s| < 3\sigma_0 \end{cases} \quad (3)$$

В представленной системе (3) 0 является среднеквадратическим отклонением прогнозного спроса, а γ – коэффициент снижения (должен находиться в диапазоне от 0 до 1), использование которого позволяет избежать резкого падения уровня сервиса при временном спаде спроса. Таким образом, модель переходит от периодического к событийно-ориентированному управлению, активируя пересчёт только при статистически значимых изменениях в характере спроса.

Информационно-программное обеспечение модуля адаптивного прогнозирования страхового запаса. Для апробации предложенной модели и верификации методологии разработано специализированное программное средство, реализованное на языке Python. В качестве стека технологий выбраны библиотеки для научных вычислений и анализа данных Pandas, NumPy и SciPy, а также фреймворк Streamlit, который позволил создать интерактивный веб-интерфейс для наглядной демонстрации работы модели. Разработанный прототип автоматизирует полный цикл расчета: от загрузки и предобработки исходных данных до визуализации результатов и сравнительного анализа. Пользовательский интерфейс обеспечивает загрузку исторических данных в характерном для BigData и любых ERP-систем формате CSV, содержащем обязательные поля (временная метка, фактический и прогнозный спрос, уровень запаса, размер страхового запаса, время выполнения заказа, размер заказа, точкой заказа, флаг дефицита и дата фактической поставки). Внешний вид главной страницы интерфейса до начала работы представлен на рисунке 1.

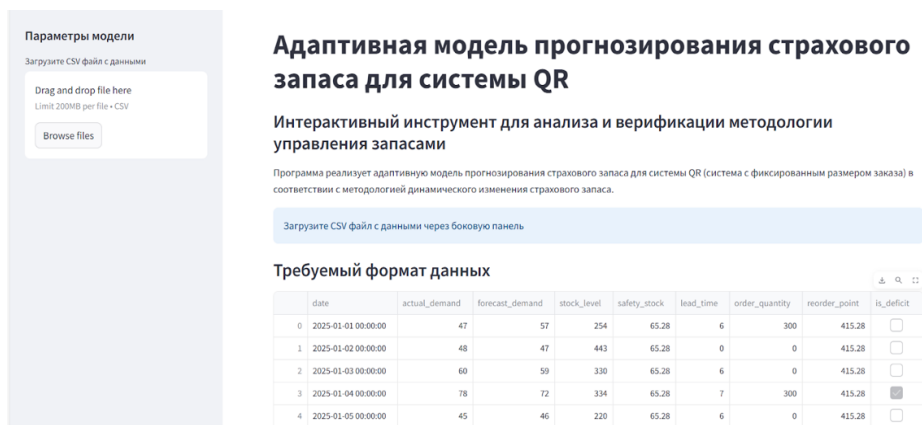


Рисунок 1. Интерфейс окна загрузки

Задать входные параметры моделирования: целевой уровень сервиса, период расчета стандартного отклонения ошибки прогноза, период анализа накопленной ошибки и коэффициент снижения запаса, – можно только после успешной загрузки файла требуемого образца. После успешной загрузки данных и задания пользователем параметров инициируется работа вычислительного ядра системы, которое инкапсулировано в отдельном классе и реализует логику расчетов по модифицированной формуле Феттера, ежедневный расчет накопленной ошибки прогноза и принятие решения о пересчете страхового запаса в соответствии с системой уравнений (3). Результатом работы разработанного прототипа является детализированный отчет, включающий графики динамики запасов, моментов пересчета страхового запаса, сравнительные гистограммы эффективности систем управления и итоговую аналитику по ключевым показателям эффективности (уровень сервиса, средний уровень запаса). Таким образом, разработанное программное обеспечение имеет модульную архитектуру, ядро которой предназначено для апробации адаптивной модели прогнозирования страхового запаса. Основными компонентами архитектуры являются:

1. Интерфейс пользователя, реализованный с использованием фреймворка Streamlit. Представляет собой интерактивную веб-панель, обеспечивающую загрузку исходных данных, настройку параметров моделирования, запуск вычислительного ядра и визуализацию полученных результатов в виде графиков и аналитических таблиц.

2. Программный модуль, представляющий собой вычислительное ядро системы, написанное на языке Python с использованием библиотек указанного языка. Оно инкапсулирует всю математическую логику адаптивной модели прогнозирования страхового запаса. На основе загруженных пользователем данных модуль рассчитывает начальные статистические параметры, такие как средний спрос, параметры времени поставки, после чего производится вычисление стандартного отклонения ошибки прогноза и накопленной ошибки за заданный пользователем период. После запуска моделирования производится сравнение накопленной ошибки с пороговым значением и, в соответствии с системой уравнений (3), определяется необходимость пересчета страхового запаса. На завершающем этапе работы программного модуля моделируется работа системы управления запасами типа QR, ежедневно обновляя уровень запаса и принятие решения о заказе с учетом адаптивно рассчитанных параметров страхового запаса и точки заказа, которые пересчитывались при достижении порогового значения накопленной ошибки прогноза спроса. На текущий момент разработана и функционирует описанная архитектура прототипа, которая полностью решает задачи верификации методологии и проведения сценарного анализа на ограниченных наборах данных. Реализация предложенной методики в реальной корпоративной среде требует создания масштабируемого программного решения.

В перспективе, для промышленной эксплуатации в условиях Big Data архитектура должна быть переработана в соответствии с принципами масштабируемости и отказоустойчивости. Вместо CSV-файлов стоит использовать распределенное хранилище или озеро данных (Data Lake), например, Hadoop HDFS или облачное хранилище (S3, ADLS). Исторические данные о продажах и прогнозах хранятся в оптимизированных форматах (Parquet, ORC). Пакетный расчет страховых запасов для всех SKU должен выполняться с использованием фреймворков распределенных вычислений, таких как Apache Spark. Spark позволяет распределить вычисления по кластеру, обрабатывая данные по тысячам товарных позиций параллельно, обеспечивая тем самым линейную масштабируемость кластера Big Data системы. Ядро модели, написанное как прототип на Python, может быть интегрировано в Spark с помощью PySpark. Рассчитанные параметры (страховой запас, точка заказа) в ходе перерасчетов в условиях эксплуатации должны загружаться обратно в операционную базу данных и быть доступными для ERP либо WMS через высоконагруженный REST API (например, на базе FastAPI). При этом весь процесс от динамической загрузки до получения результатов стоит оркестрировать с помощью инструментов типа Apache Airflow или Prefect, что обеспечивает регулярный своевременный пересчет параметров и мониторинг

исполнения. Такой подход позволяет автоматически обрабатывать данные по огромному количеству SKU, что недостижимо при использовании прикладных программ вроде Excel.

Результаты экспериментальных расчетов. Для оценки эффективности адаптивной модели был проведен эксперимент с использованием созданного прототипа на трех синтезированных сценариях спроса в системе управления типа QR:

1. Возрастающий тренд: фактический спрос систематически превышает прогнозный (имитация растущего рынка).
2. Убывающий тренд: фактический спрос устойчиво ниже прогнозного (имитация спада).
3. Стабильный спрос: колебания спроса вокруг прогноза носят случайный характер, близкий к нормальному распределению.

Графики входных данных, на которых хорошо видно принципиальное различие в динамике, для каждого сценария представлены на рисунке 2 а)-в).

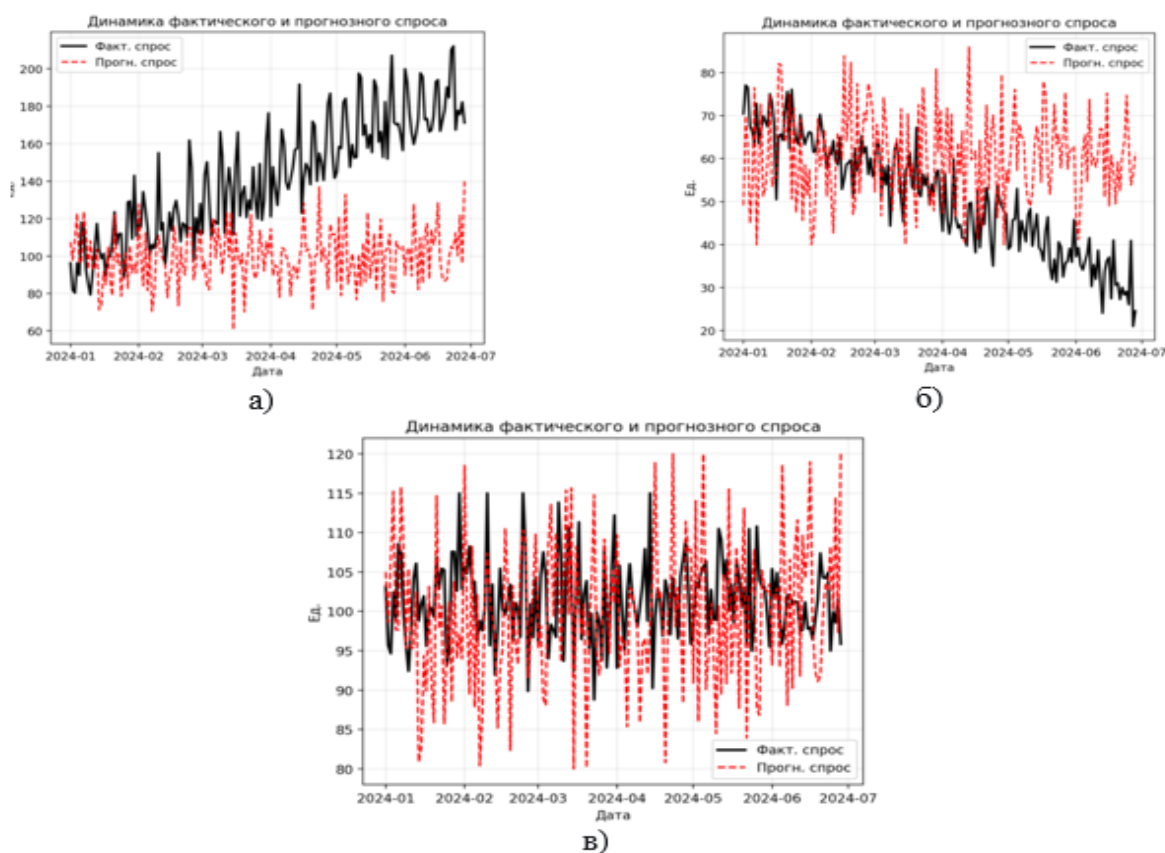
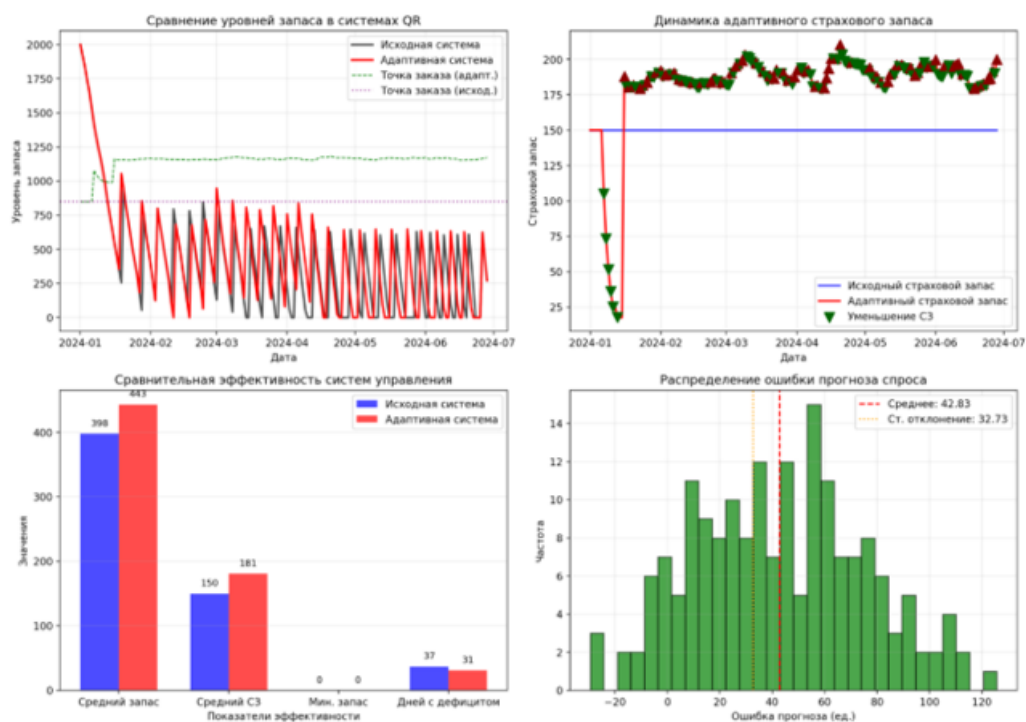


Рисунок 2. Входные данные сценариев:
а) – рост спроса; б) – спад спроса; в) – стабильный спрос

После проведения расчетов и моделирования в программном модуле формируется детализированный отчет, содержащий как графическую интерпретацию динамики запасов, так и сводную аналитику. Пример выходных данных для первого сценария (сценарий роста фактического спроса) представлен на рисунке 3 а), б). Графическая часть (рисунок 3 а)) представлена четырьмя графиками. Левый верхний график демонстрирует сравнение уровней запаса в исходной системе с фиксированным страховым запасом (черная линия) и в адаптивной системе (красная линия). Правый верхний график показывает динамику самого страхового запаса, где маркерами отмечены моменты его пересчета. Левый нижний график отражает сравнительную характеристику обеих систем по среднему запасу, среднему страховому запасу, минимальному запасу и дням дефицита. Правый нижний график

показывает распределение ошибки прогноза, т.е. распределение различия между фактическим и прогнозным уровнем ежедневного спроса. Под графической частью располагается аналитическая часть (рисунок 3 б)), в которой приводятся численные результаты расчета оценки эффективности адаптивной системы по показателям среднего запаса и дней дефицита в каждой из систем.

Результаты моделирования



а)

Оценка эффективности

Средний запас (исход.)	Средний запас (адапт.)	Дней с дефицитом (исход.)	Дней с дефицитом (адапт.)
397.7	443.3	37	31
	↑ +11.5%		↑ +16.2%

б)

Рисунок 3. Результаты расчетов для сценария возрастающего фактического спроса:
а) – графическая интерпретация; б) – сводная аналитика

Для каждого сценария было проведено многовариантное моделирование. Целью было оценить не только общую эффективность, но и чувствительность модели к изменению ключевых параметров: целевого уровня сервиса (90%, 95%, 99%) и периода анализа накопленной ошибки (7, 14 и 30 дней). Эффективность оценивалась по двум ключевым показателям (KPI):

1. Фактический уровень сервиса (KPI_{sl}), определяемый как доля дней без дефицита в общем количестве дней моделирования.
2. Средний уровень запаса (KPI_{stock}), отражающий средний объем оборотных средств, иммобилизованных в запасе на складе. В таблице 1 представлены усредненные результаты по девяти вариантам расчетов для адаптивной модели, сравниваемые с классической системой QR, использующей фиксированный уровень страхового запаса.

Таблица 1. Сравнительный анализ эффективности классической и адаптивной систем управления страховым запасом

Сценарий спроса	Система управления	Агрегированный KPI _{SL}	Агрегированный KPI _{Stock}
Возрастающий тренд	Фиксированный СЗ	0,79	397,7
	Плавающий СЗ	0,85 (+8%)	502,2 (+26%)
Убывающий тренд	Фиксированный СЗ	0,99	241,7
	Плавающий СЗ	0,98 (-1%)	212,9 (-12%)
Стабильный спрос	Фиксированный СЗ	1,0	732,6
	Плавающий СЗ	1,0 (0%)	642,6 (-12%)

Анализ результатов, представленных в таблице 1 и на выходных графиках программы, позволяет сделать следующие выводы. В сценарии возрастающего тренда адаптивная модель продемонстрировала свою основную ценность: она позволила повысить уровень сервиса с 79% до 85%, сократив дефицит на 24% (с 37 до 28 дней) за счет определения момента увеличения страхового запаса, индикатором которого в расчетах выступает накопленная ошибка прогноза, выходящая за граничный уровень. Увеличение среднего запаса на 26% в данном случае определяется тем, что уровень общего запаса в рамках традиционного сценария является заниженным в связи с большим количеством дней дефицита. В сценарии убывающего тренда проявилась способность модели к оптимизации запаса. При сохранении высокого уровня обслуживания адаптивная система позволила сократить средний запас на 12%. Непрерывный мониторинг накопленной ошибки прогноза позволил определить момент снижения уровня страхового запаса, что отразилось в общем уровне запаса. Это прямое высвобождение оборотных средств, которые ранее были заморожены в избыточном страховом запасе из-за устаревших исторических данных. В условиях стабильного спроса модель подтвердила свою допустимость использования в качестве инструмента оптимизации. Сохранив стопроцентный уровень сервиса, адаптивный подход сократил средний запас на 12% по сравнению с фиксированным. Это достигается за счет того, что модель корректно идентифицирует отсутствие систематических ошибок прогноза и не поддерживает излишний «защитный» буфер.

Заключение. В результате исследования получены следующие результаты:

1. Разработано методическое обеспечение адаптивной модели прогнозирования страхового запаса, отличительной особенностью которой выступает идея формирования не постоянного, а плавающего страхового запаса через включение в формулу Феттера ошибки прогнозной модели спроса и непрерывного мониторинга накопленной ошибки прогноза, определен набор ключевых показателей эффективности расчетов.

2. Разработан модуль адаптивного прогнозирования страхового запаса для верификации модели, включая программное обеспечение на языке Python, формирование входных-выходных форм представления информации

3. На базе разработанного ПО проведены сценарные экспериментальные расчеты и выполнена их интерпретация. Апробация модели на синтезированных данных, имитирующих различное поведение спроса, подтвердила ее работоспособность и экономическое преимущество в виде динамического балансирования между риском дефицита и затратами на хранение.

4. Разработаны требования и концептуальная архитектура для масштабирования решения до промышленного уровня, способного функционировать в условиях Big Data. В отличие от разработанного прототипа, ориентированного на верификацию методологии, промышленная архитектура предполагает использование распределенного хранилища данных вместо CSV-файлов, применения фреймворков распределенных вычислений для параллельной обработки данных по тысячам SKU, а также организацию взаимодействия с корпоративными системами через высоконагруженный RESTAPI. Управление вычислительными процессами предлагается с помощью инструментов Apache Airflow для обеспечения регулярности и своевременности пересчета параметров для всего ассортимента в автоматическом режиме.

Список литературы

- [1] Примакович, Л. В. Философско-методологический анализ экономической нестабильности / Л. В. Примакович // Компьютерные системы и сети : материалы 61-й науч. конф. аспирантов, магистрантов и студентов, Минск, 22–26 апр. 2025 г. / Белорус. гос. ун-т информатики и радиоэлектроники. – Минск : БГУИР, 2025. – С. 514–517.
- [2] Стерлигова, А. Н. Управление запасами в цепях поставок : учебник / А. Н. Стерлигова. – 3-е изд., перераб. и доп. – М. : ИНФРА-М, 2023. – 430 с.
- [3] Лукинский, В. С. Модели и методы теории логистики : учеб. пособие / В. С. Лукинский. – 3-е изд., перераб. и доп. – СПб. : Питер, 2021. – 448 с.
- [4] Тяпухин, А. П. Логистика: управление цепями поставок / А. П. Тяпухин, Б. А. Аникин. – М. : КНОРУС, 2020. – 512 с.
- [5] Анкуда, Е. В. Нормирование запасов в закупочной логистике в условиях неустойчивости: методики и результаты апробации / Е. В. Анкуда // Экономика, моделирование, прогнозирование. – 2020. – № 1. – С. 77–85.
- [6] Миксюк, С. Ф. Управление запасами в закупочной логистике в корпоративной информационной системе: концептуальный подход / С. Ф. Миксюк, Е. В. Анкуда // Белорусский экономический журнал. – 2020. – № 1. – С. 138–147.
- [7] Миксюк, С. Ф. Модель прогнозирования страхового запаса в условиях экономической нестабильности: методический подход / С. Ф. Миксюк, Л. В. Примакович // Экономика Беларуси: рост, инновации, безопасность : материалы Междунар. науч.-практ. конф., Минск, 15 мая 2025 г. / Белорус. гос. эконом. ун-т ; редкол.: А. А. Быков (отв. ред.) [и др.]. – Минск : БГУИР, 2025. – С. 419–420
- [8] Praka, D. On the calculation of safety stocks when demand is forecasted / D. Praka, R. Teuntera, A. Syntetos // *European Journal of Operational Research*. – 2017. – Vol. 256, iss. 2. – P. 454–461.
- [9] Forecasting of lead-time demand variance: implications for safety stock calculations / M. Z. Babai, Y. Dai, Q. Li [et al.] // *European Journal of Operational Research*. – 2022. – Vol. 296, iss. 3. – P. 846–861.
- [10] Довнар, Л. А. Предиктивная логистика: прогнозирование прогнозов и управление поставками с помощью ИИ и больших данных / Л. А. Довнар, А. А. Еска ; науч. рук. Т. В. Пильгун // Развитие логистики и управления цепями поставок : материалы V Междунар. науч.-практ. молодёж. конф., посвящ. 55-летию каф. «Экономика и логистика» (в рамках Междунар. молодёж. форума «Креатив и инновации» 2024»), Минск, 5 дек. 2024 г. / редкол.: С. В. Скирковский, Р. Б. Ивуть, П. И. Лапковская ; сост. П. И. Лапковская. – Минск : БНТУ, 2024. – С. 268–271.

Авторский вклад

Примакович Людмила Васильевна – разработка алгоритма мониторинга накопленной ошибки прогноза, определение набора KPI показателей модели, программная реализация модели на Python, проведение вычислительных экспериментов, анализ полученных результатов, разработка архитектуры программного обеспечения модели и структуры ее данных.

Миксюк Светлана Федоровна – постановка задачи исследования, разработка математической модификации модели, общее руководство исследованием, верификация полученных выводов.

ADAPTIVE FORECASTING OF SAFETY STOCK: FROM MODEL TO SOFTWARE IMPLEMENTATION IN THE ERA OF BIG DATA

L.V. Primakovitch

*Assistant at the Department of Economic Informatics, BSUIR, Master's Degree Student
lyudmilaprimakoviyeh@yandex.by*

S.F. Miksiuk

*Professor at the Department of Mathematical Methods in Economics, BSEU, Doctor of Economic Sciences, Professor
smiksiuk@mail.ru*

Abstract. The article presents an adaptive model for forecasting safety stock, the key feature of which is the idea of forming a floating safety stock, rather than a constant one. This is achieved by incorporating the demand forecast error into the Fetter formula and continuously monitoring the accumulated forecast error. This approach ensures a direct link between forecasting and inventory management systems under conditions of economic instability. To verify the model and demonstrate its operation, a software prototype was developed in Python. The results of a comparative analysis of traditional and adaptive methods on synthesized data for stationary and non-stationary time series are described. The architecture for scaling the solution for industrial operation in the era of Big Data is outlined, utilizing modern programming and analytics tools.

Keywords: inventory management, floating safety stock, modified Fetter formula, accumulated forecast error, adaptive safety stock forecasting module, Big Data, automation, Python, Streamlit, scaling.