

Иордан Кирилл Иванович,
Магистрант направления «Бизнес-информатика»,
Кубанский Государственный Университет

**ОПТИМИЗАЦИЯ УРОВНЕЙ СТРАХОВОГО ЗАПАСА
НА СКЛАДАХ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ДЛЯ МИНИМИЗАЦИИ РИСКА ДЕФИЦИТА
OPTIMIZATION OF SAFETY STOCK LEVELS IN WAREHOUSES
USING MACHINE LEARNING METHODS
TO MINIMIZE THE RISK OF STOCKOUTS**

Аннотация. Исследуется применение методов машинного обучения для оптимизации страховых запасов с целью минимизации риска дефицита в условиях нестабильности цепочек поставок. Анализируются ограничения традиционных статических моделей и преимущества интеллектуальных систем, обеспечивающих динамическое прогнозирование спроса и расчет уровня запасов в реальном времени. Рассматриваются архитектура ML-решений и аспекты их внедрения для повышения устойчивости логистики.

Ключевые слова: Страховой запас, машинное обучение, риск дефицита, оптимизация запасов, прогнозирование спроса, управление цепочкой поставок.

Проблема сбалансированности товарных запасов была и остается одной из центральных в логистике и управлении цепочками поставок. С одной стороны, дефицит товаров на складе ведет к прямым потерям выручки, нарушению операционных процессов и, что не менее важно, к подрыву лояльности клиентов и репутационным издержкам. Исследования рынка демонстрируют, что ситуации отсутствия товара в наличии наносят ритейлерам глобальные убытки, исчисляемые триллионами долларов ежегодно. Значительная часть покупателей, столкнувшись с отсутствием нужного товара, с высокой вероятностью совершит покупку у конкурента. С другой стороны, избыточный страховой запас влечет за собой заморозку значительных оборотных средств, рост затрат на хранение и высокие риски морального устаревания товаров, что особенно актуально для таких секторов, как фэшн-индустрия и фармацевтика.

Традиционные системы управления запасами, включая те, что встроены в классические ERP-системы, часто опираются на статические, детерминированные модели. Эти модели используют фиксированные точки заказа и нормативы страхового запаса, рассчитанные, как правило, на основе усредненных исторических данных о продажах и времени выполнения заказа. Подобные подходы демонстрируют свою неэффективность в современных динамичных условиях, где на цепочку поставок одновременно влияют множество факторов: колебания потребительского спроса, геополитическая нестабильность, макроэкономические изменения, логистические сбои и маркетинговые активности конкурентов. Ручное прогнозирование и управление запасами с помощью электронных таблиц не только трудоемки, но и крайне подвержены субъективным ошибкам, которые могут каскадно усиливаться, приводя к критическим дисбалансам между предложением и спросом. В этом контексте методы машинного обучения предлагают принципиально иной, адаптивный подход к определению оптимального уровня страхового запаса. В отличие от традиционных методов, интеллектуальные алгоритмы способны непрерывно обучаться на поступающих данных, выявлять сложные, нелинейные зависимости и шаблоны, которые неочевидны для человеческого анализа, и учитывать при прогнозировании десятки и сотни внешних и внутренних переменных. Цель данного исследования - комплексно проанализировать, каким



образом методы машинного обучения трансформируют практику управления страховыми запасами, обеспечивая минимизацию риска дефицита без пропорционального увеличения логистических издержек. Несмотря на свою широкую распространенность, традиционные системы управления запасами обладают рядом фундаментальных недостатков, которые становятся особенно явными в периоды нестабильности. Основная слабость этих систем заключается в их статичности и неспособности адекватно реагировать на изменчивую внешнюю среду.

Одной из ключевых проблем является ориентация на жесткие правила и исторические средние значения. Традиционные модели часто устанавливают единый, фиксированный уровень страхового запаса для товарной позиции, который пересматривается лишь эпизодически. Такой подход не учитывает индивидуальную волатильность спроса и надежность конкретных поставщиков. Например, для одной товарной единицы колебания спроса могут быть минимальными, в то время как для другой - крайне высокими из-за сезонности, акционных активностей или влияния моды. Статичный страховой запас, рассчитанный по усредненным показателям, будет неизбежно приводить к дефициту в периоды пикового спроса и к избытку - в периоды спада. Более того, традиционные ERP-системы, составляющие основу управления на многих предприятиях, в основном ориентированы на ретроспективный анализ и слабо приспособлены для работы с данными в режиме, близком к реальному времени.

Другой существенный недостаток - это высокая чувствительность к человеческому фактору и ручным процессам. Управление запасами, в значительной степени основанное на работе с электронными таблицами и субъективных корректировках, неизбежно сопряжено с ошибками ввода данных, некорректными расчетами и не всегда оптимальными решениями. Согласно отраслевым исследованиям, даже незначительные погрешности могут каскадно распространяться по всей цепочке, приводя к неверным решениям о пополнении и, как следствие, к отсутствию товара или к образованию излишков. Крупные ритейлеры отмечали, что их прежнее программное обеспечение не обнаруживало до половины случаев фактического отсутствия товара в торговых залах, поскольку система считала, что запасы физически присутствуют на полках, хотя на деле это было не так.

Кроме того, традиционные методы демонстрируют ограниченную способность к обработке многофакторных зависимостей. Расчет страхового запаса в классическом понимании часто сводится к формуле, учитывающей средний спрос и среднее время выполнения заказа с добавлением некоего коэффициента безопасности. Однако в реальности на необходимый объем буферного запаса влияет комплекс взаимосвязанных факторов: не только исторические продажи, но и планируемые маркетинговые акции, экономические индикаторы (например, инфляция и ключевая ставка, влияющая на стоимость замороженных в запасах средств), а также связанность спроса на различные товары внутри ассортимента. Традиционные системы не обладают вычислительной и аналитической мощностью для одновременного учета всего этого многообразия сигналов, что приводит к принятию решений на основе неполной информации.

Машинное обучение предлагает преодолеть вышеуказанные ограничения за счет создания динамических, самообучающихся и многофакторных систем. Архитектура таких решений строится вокруг нескольких ключевых функциональных модулей, интегрированных в единый контур управления. Центральным элементом является модуль прогнозирования спроса. В отличие от традиционных методов, модели машинного обучения, такие как градиентный бустинг и рекуррентные нейронные сети, способны анализировать не только исторические данные о продажах, но и широчайший спектр внешних сигналов: данные о поисковых запросах, прогнозы погоды, макроэкономические показатели, календарь



мероприятий и активность в социальных сетях. Это позволяет предвосхищать спрос с гораздо большей точностью, выявляя сезонные паттерны, долгосрочные тренды и краткосрочные аномалии. Как показывают практические примеры, передовые системы на базе машинного обучения способны генерировать миллиарды прогнозов еженедельно для определения потребности в каждой товарной единице как в магазинах, так и в онлайн-каналах. Точность такого прогнозирования напрямую определяет адекватность расчета страхового запаса. Следующий критически важный компонент - это динамический расчет точек заказа и уровня страхового запаса. Интеллектуальные алгоритмы в реальном времени пересчитывают оптимальный уровень буферных запасов, принимая во внимание не только прогноз спроса, но и текущую волатильность этого спроса, актуальную статистику по срокам и надежности поставок от конкретных поставщиков, а также стратегические бизнес-цели, такие как целевой уровень сервиса. Вместо единого для всех случаев значения, система может назначать разные уровни страхового запаса для одного и того же товара в разных регионах или в разное время года. Например, крупные сети используют искусственный интеллект для обеспечения того, чтобы магазины в теплых регионах были обеспечены сезонными товарами, а в холодных - соответствующими ассортиментными группами. Такой подход позволяет гибко балансировать между риском дефицита и затратами на хранение.

Наконец, система замыкается контуром автоматизированного пополнения запасов. На основе сигналов от вышеописанных модулей интеллектуальная система может не просто рекомендовать, но и автоматически инициировать заказы на пополнение, определяя оптимальный объем партии, время заказа и даже выбор поставщика из числа доступных на основе анализа их условий, рейтинга надежности и совокупной стоимости. Это минимизирует задержки, вызванные человеческим фактором, и обеспечивает непрерывность процесса снабжения, создавая замкнутый, саморегулирующийся цикл управления запасами.

Переход от теоретических моделей к практическому применению машинного обучения в управлении запасами уже демонстрирует измеримые результаты у ряда компаний-лидеров. Анализ их опыта позволяет выявить общие паттерны успешной реализации. Крупные розничные сети находятся в авангарде этого процесса. Ярким примером является компания Target, которая разработала и внедрила внутреннюю технологическую платформу для управления запасами. Эта система отслеживает изменения запасов в режиме реального времени по всем магазинам и использует алгоритмы машинного обучения для прогнозирования потенциального дефицита еще до того, как он станет очевиден для сотрудников или устаревших систем. По словам представителей компании, использование интеллектуального управления запасами распространилось на значительную часть товарного ассортимента. Система объединяет данные о времени выполнения заказа, транспортных расходах, текущих остатках и потребительском спросе, что в комплексе позволяет принимать более обоснованные и оперативные решения о пополнении.

Опыт использования специализированного программного обеспечения также подтверждает эффективность данных подходов. Некоторые системы демонстрируют, как с помощью моделирования можно определить оптимальный уровень сервиса, балансируя между затратами на хранение и потерями от дефицита. В таких системах может быть заложен параметр «стоимость альтернативных вложений», который может быть привязан к ключевой ставке Центрального банка. При изменении этого параметра система автоматически пересчитывает оптимальный уровень сервиса и, соответственно, нормативы страхового запаса. Например, при увеличении стоимости заемных средств оптимальный уровень сервиса может снижаться, что напрямую влияет на объем страхового запаса. Этот пример подчеркивает способность систем на базе машинного обучения учитывать финансовую составляющую стоимости запасов, что недоступно для традиционных методов.



Процесс внедрения, как правило, носит итеративный характер и начинается с пилотного проекта. Рекомендуемый этап подготовки включает сбор и очистку исторических данных за репрезентативный период, включая справочники товаров и магазинов, данные о продажах, акциях и остатках. После формулирования бизнес-требований и метрик качества строится и тестируется модель, а ее прогнозы сравниваются с фактическими данными. Успешный пилотный проект масштабируется на весь ассортимент, при этом сама система может функционировать в модели программного обеспечения как услуги (SaaS), что снижает порог вхождения для компаний среднего размера и позволяет быстрее получить измеримый экономический эффект.

Ключевые выводы статьи заключаются в следующем: во-первых, машинное обучение позволяет преодолеть фундаментальные недостатки традиционных систем, заключающиеся в неспособности адекватно реагировать на волатильность спроса и ненадежность поставок в реальном времени. Во-вторых, архитектура решений на основе искусственного интеллекта интегрирует в единый контур несколько интеллектуальных модулей: предиктивный прогноз спроса, динамический расчет страхового запаса, оптимизацию цепочек поставок и автоматизированное пополнение, что создает синергетический эффект. В-третьих, практический опыт ведущих компаний розничной торговли и пользователей специализированного программного обеспечения доказывает достижимость значимых результатов: повышения доступности товаров, снижения потерь от дефицита и избытка, а также высвобождения оборотного капитала.

Перспективы дальнейших исследований в данной области видятся в развитии моделей, способных учитывать влияние экстремальных макроэкономических событий, таких как гиперинфляция или кардинальные изменения торговой политики, на долгосрочные паттерны потребительского поведения с последующей автоматической корректировкой стратегий управления запасами. Кроме того, представляет интерес интеграция интеллектуальных моделей с системами компьютерного зрения для мониторинга состояния полок в режиме реального времени, что позволит закрыть последний разрыв между цифровыми данными системы и физическим наличием товара.

Список литературы:

1. Big Retailers Use AI to Prevent Inventory Shortages // Business Insider. – URL: <https://www.businessinsider.com/walmart-target-use-ai-to-prevent-inventory-shortages-2025-6> (дата обращения: 17.11.2025)
2. AI Inventory Optimization Software // ThroughPut World. – URL: <https://throughput.world/blog/ai-inventory-optimization-software/> (дата обращения: 17.11.2025)
3. Machine Learning for Optimizing Inventory Management // StockIQ Tech. – URL: <https://stockiqtech.com/blog/machine-learning-optimizing-inventory-management/> (дата обращения: 17.11.2025)
4. Машинное обучение в страховании: как ИИ и большие данные меняют отрасль // Хабр. – URL: https://habr.com/ru/companies/rgs_it/articles/899140/ (дата обращения: 17.11.2025)
5. Машинное обучение для прогнозирования спроса: план внедрения // Datanomics. – URL: <https://datanomics.ru/artciles/mashinnoe-obuchenie-dlya-prognozirovaniya-sprosa-plan-vnedreniya/> (дата обращения: 17.11.2025)
6. Как управлять товарными запасами в условиях нестабильности // <https://fnov.ru/articles/how-to-manage-inventory-in-a-crisis> (дата обращения: 17.11.2025)



7. Преодоление 5 главных проблем управления запасами // Datascan. – URL: <https://datascan.com/ru/overcoming-inventory-management-challenges-in-retail/> (дата обращения: 17.11.2025)
8. Что такое система управления запасами (IMS)? // Logos 3PL. – URL: <https://logos3pl.com/ru/glossary/inventory-management-system/> (дата обращения: 17.11.2025)

