

Барабанова Олеся Сергеевна

*студентка, Российский государственный университет нефти и газа
(национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина,*

(Россия, город Москва)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ЦЕПЕЙ ПОСТАВОК И УПРАВЛЕНИЯ ЗАПАСАМИ

Аннотация. Точность прогноза спроса рассматривается в работе не как техническая характеристика алгоритма, а как управляемый параметр, от которого напрямую зависит объем оборотного капитала, замороженного в страховых запасах. Цель исследования – описать механизм, посредством которого результаты предиктивной аналитики преобразуются в измеримый экономический эффект цепи поставок, и определить условия, при которых этот эффект оказывается достижимым. На материале отечественных и зарубежных публикаций 2014 – 2026 гг. выстроена четырехуровневая шкала аналитической зрелости и составлена матрица соответствия типовых задач цепи поставок классам предиктивных моделей и метрикам оценки. Показано, что при неизменном целевом уровне обслуживания снижение среднеквадратической ошибки прогноза уменьшает страховой запас пропорционально, тогда как сокращение длительности цикла пополнения дает лишь корневой эффект; отсюда следует, что вложения в качество прогноза обладают более высоким операционным рычагом, чем принято считать. Расчет по квантилям нормального распределения демонстрирует, что уменьшение ошибки прогноза на 20% позволяет поднять уровень обслуживания с 95 до 97,5% и при этом сохранить страховой запас ниже исходного. Данные российской торговой и логистической практики 2024 – 2026 гг. соотнесены с полученными выводами; отдельно систематизированы барьеры внедрения.

Ключевые слова: предиктивная аналитика, управление запасами, цепи поставок, прогнозирование спроса, машинное обучение, страховой запас, уровень обслуживания.

Annotation. The paper treats demand forecast accuracy not as a technical property of an algorithm but as a manageable parameter that directly governs the amount of working capital locked in safety stock. The aim is to describe the mechanism through which predictive analytics outputs are converted into a measurable economic effect along the supply chain, and to identify the conditions under which that effect is attainable. Drawing on Russian and international publications of 2014 – 2026, a four-level analytical maturity scale is constructed, and a matrix mapping typical supply chain tasks onto classes of predictive models and evaluation metrics is compiled. It is shown that, at a fixed target service level, a reduction in the root-mean-square forecast error lowers safety stock proportionally, whereas shortening the replenishment lead time yields only a square-root effect; investment in forecast quality therefore carries greater operating leverage than is commonly assumed. A calculation based on normal distribution quantiles demonstrates that a 20% reduction in forecast error allows the service level to be raised from 95 to 97.5% while keeping safety stock below its initial value. Russian retail and logistics data for 2024 – 2026 are set against these findings; implementation barriers are systematised separately.

Keywords: predictive analytics, inventory management, supply chains, demand forecasting, machine learning, safety stock, service level.

Введение

Управление цепями поставок относится к тем областям, где цена ошибки измеряется сразу в двух валютах и в противоположных направлениях. Завышенный прогноз оборачивается излишками на складах и обездвиженным оборотным капиталом, заниженный - дефицитом, упущенными продажами и

штрафами за нарушение договорных условий. Ни одна из этих потерь не отражается отдельной строкой в отчетности, что долгое время затрудняло экономическую оценку качества планирования.

Именно на этом стыке невидимых потерь и выросла предиктивная аналитика - класс методов анализа данных, нацеленных на прогнозирование будущего поведения объектов и субъектов ради принятия оптимальных решений [1]. Применительно к цепи поставок такие методы охватывают, по сути, весь ее контур - планирование запасов, прогнозирование спроса, распределение, складирование, планирование производства и доставку [2]. Развитие вычислительных мощностей и алгоритмов машинного обучения перевело эту повестку из исследовательской плоскости в прикладную: прогнозное моделирование на нейронных сетях с параллельной обработкой больших массивов данных стало рассматриваться как одно из наиболее перспективных направлений предиктивной аналитики [3, 4]; параллельно сходные системы развивались в смежных отраслях, прежде всего в энергетике [5].

Что эти технологии перестали быть экспериментом, показывает российская практика. Сами участники рынка описывают главный сдвиг последних трех лет как переход от цифровизации процессов к цифровизации принятия решений: инструменты, прогнозирующие спрос, оптимизирующие запасы и оценивающие риски поставок, уже работают в промышленном режиме, а поверх них надстраиваются генеративные модели и агентные системы [6]. Вместе с тем в отраслевой литературе сохраняется разрыв: технологические возможности описаны подробно, а вопрос о том, каким именно способом улучшение прогноза превращается в рубли сэкономленного оборотного капитала, чаще всего остается за скобками.

Настоящая работа как раз и посвящена этому упущенному звену - передаточному механизму между качеством прогноза и параметрами запаса, а также условиям, при которых обещанный эффект предиктивной аналитики действительно материализуется. Для этого решаются четыре задачи:

разграничить уровни аналитической зрелости и закрепить за каждым свой тип управленческого решения; соотнести типовые задачи цепи поставок с классами предиктивных моделей и метриками оценки; формально описать зависимость страхового запаса от ошибки прогноза и целевого уровня обслуживания; сопоставить полученные соотношения с эмпирическими данными российских компаний за 2024 - 2026 гг.

Работа опирается на кабинетное изучение научной периодики и отраслевой аналитики, сравнительный анализ и несложное моделирование поверх классических соотношений теории управления запасами. Сами формулы известны со времен становления логистики как дисциплины; новизна - не в них, а в том, что они используются здесь в качестве измерительного инструмента для оценки проектов внедрения предиктивной аналитики - то есть в переводе разговора о точности моделей на язык оборотного капитала и уровня сервиса.

Результаты исследования

1. Уровни аналитической зрелости и соответствующие им решения

Термин «аналитика» в отраслевых материалах употребляется расширительно и объединяет процедуры, различающиеся по типу вопроса, на который они отвечают. Разграничение этих процедур принципиально: от него зависит, какое именно решение может быть автоматизировано, а какое остается за человеком. Сложившееся в литературе деление на четыре уровня приведено в таблице 1.

Таблица 1.**Уровни аналитической зрелости в управлении цепями поставок**

Уровень	Вопрос	Типовой инструментарий	Управленческое решение
Дескриптивный	Что произошло?	Отчетность, витрины данных, KPI складских и транспортных операций	Констатация факта; выявление отклонений постфактум
Диагностический	Почему это произошло?	Факторный анализ, разложение отклонений, корреляционный анализ	Установление причин дефицита, излишков, срывов сроков
Предиктивный	Что произойдет?	Регрессионные модели, деревья решений и ансамбли, модели временных рядов, нейронные сети	Прогноз спроса, вероятности задержки, риска возврата и списания
Прескриптивный	Что следует сделать?	Математическая оптимизация, имитационное и агентное моделирование, цифровые двойники	Расчет точки и объема заказа, маршрута, размещения запаса по складам

Источник: составлено автором на основе [1-7].

Это разделение имеет сугубо практический характер: экономический эффект рождается не на предиктивном уровне, а на прескриптивном. Прогноз сам по себе не сокращает издержки - он лишь снабжает оптимизационную процедуру входными данными. Отсюда следует требование, которое часто нарушается при проектировании: модель прогноза должна выдавать не точечную оценку, а распределение, поскольку решение о величине страхового запаса опирается именно на разброс, а не на среднее значение [7].

2. Соответствие задач цепи поставок и классов предиктивных моделей

Единого метода, одинаково пригодного для всех участков цепи, не существует - это видно уже из систематизации подходов к предсказательному моделированию логистических процессов: каждый обладает своей областью применимости, требованиями к данным и ограничениями [7]. Соотнесение типовых задач с классами моделей и метриками оценки представлено в таблице 2.

Таблица 2.

Задачи цепи поставок, применимые классы моделей и метрики оценки

Задача	Класс моделей	Существенные предикторы	Метрика оценки
Прогноз спроса по товарной позиции и точке продаж	Модели временных рядов, градиентный бустинг, рекуррентные и трансформерные архитектуры	История продаж, сезонность, промоакции, цена, календарь, погода	MAPE, WAPE, RMSE
Определение уровня пополнения и страхового запаса	Стохастические модели запаса поверх распределения ошибки прогноза	Разброс ошибки прогноза, длительность цикла пополнения, целевой уровень сервиса	Оборачиваемость, доля дефицита, fill rate
Прогноз срока и риска задержки поставки	Классификация и регрессия времени до события, марковские модели	Маршрут, перевозчик, история отклонений, загруженность узлов	ROC-AUC, MAE по срокам
Оценка вероятности возврата и списания	Классификация, ансамблевые методы	Категория товара, поставщик, условия хранения, канал продаж	Precision, Recall, доля предотвращенных потерь

Задача	Класс моделей	Существенные предикторы	Метрика оценки
Планирование потребности в персонале логистических объектов	Регрессия объема работ	Прогнозируемый грузопоток, производительность, график смен	Отклонение факта от плана, уровень сервиса
Маршрутизация и загрузка транспорта	Прогноз времени в пути с последующей оптимизацией	Трафик, погода, окна погрузки, габариты груза	Доля холостого пробега, затраты на км

Источник: составлено автором на основе [2, 6-10].

Таблица показывает, что задачи распадаются на две неравные группы. В первой (прогноз спроса, сроков, возвратов) результатом является оценка неопределенности, и здесь предиктивная аналитика работает автономно. Во второй (пополнение, маршрутизация, персонал) прогноз выступает лишь входом для оптимизационной задачи, а эффект зависит от того, насколько корректно построена вторая ступень. Это объясняет, почему проекты, ограничившиеся построением «хорошей модели спроса», нередко не приносят ожидаемой отдачи.

3. Передаточный механизм: от ошибки прогноза к страховому запасу

Связь между качеством прогноза и величиной запаса описывается классическим соотношением теории управления запасами [11, 12]. При допущении о нормальном распределении ошибки прогноза страховой запас определяется как

$$SS = z_{1-\alpha} \cdot \sigma_e \cdot \sqrt{L},$$

где SS - страховой запас; $z_{1-\alpha}$ - квантиль стандартного нормального распределения, отвечающий целевому уровню обслуживания; σ_e - среднеквадратическая ошибка прогноза за один период; L - длительность цикла пополнения, выраженная в тех же периодах.

Из этого выражения следуют три вывода, существенных для оценки проектов внедрения предиктивной аналитики.

Во-первых, зависимость страхового запаса от ошибки прогноза линейна. Сокращение σ_e на 20% при неизменных прочих параметрах уменьшает страховой запас ровно на 20%. Иными словами, точность модели конвертируется в высвобождаемый оборотный капитал по курсу один к одному - редкий случай, когда технический показатель имеет прямое финансовое прочтение.

Во-вторых, зависимость от длительности цикла пополнения корневая. Сокращение срока поставки вдвое уменьшает страховой запас лишь примерно на 29%. Этот результат стоит подчеркнуть, поскольку в управленческой практике сокращение сроков традиционно считается более действенным рычагом, чем улучшение прогноза; приведенное соотношение показывает обратное соотношение приоритетов при сопоставимых затратах.

В-третьих, зависимость от уровня обслуживания резко нелинейна. Переход с 95 на 99% требует увеличения страхового запаса на 41% (z растет с 1,645 до 2,326). Именно здесь возникает наиболее ценный практический эффект: улучшение прогноза позволяет повысить уровень сервиса, не наращивая запас. Соответствующий расчет приведен на рисунке.

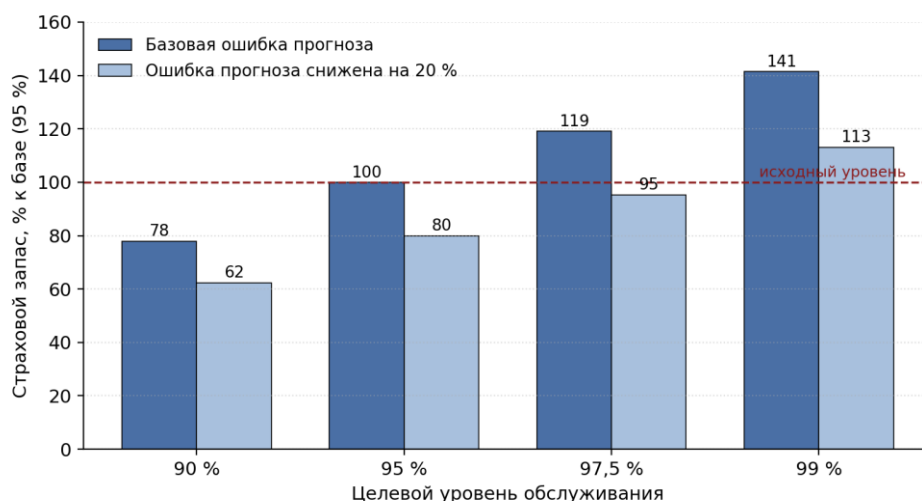


Рис. Относительная величина страхового запаса при разных целевых уровнях обслуживания

Источник: рассчитано автором по квантилям стандартного нормального распределения; за 100% принят страховой запас при уровне обслуживания 95% и базовой ошибке прогноза.

Расчет демонстрирует эффект, который трудно получить иными средствами. При базовой точности прогноза повышение уровня обслуживания с 95 до 97,5% обходится в дополнительные 19% страхового запаса. Если же ошибка прогноза снижена на 20%, тот же уровень 97,5% достигается при страховом запасе, составляющем 95% от исходного, - то есть компания одновременно улучшает сервис и высвобождает оборотные средства. Именно эта комбинация, а не экономия сама по себе, объясняет управленческий интерес к прогнозным моделям.

Следует оговорить границы применимости. Соотношение опирается на допущения о нормальности распределения ошибки и ее независимости по периодам, которые для позиций с редким и прерывистым спросом не выполняются; для таких номенклатурных групп требуются специализированные подходы, а приведенная оценка дает лишь верхнюю границу эффекта.

4. Эмпирические свидетельства российской практики 2024 - 2026 гг.

Опубликованные данные российских торговых и логистических компаний позволяют соотнести теоретические соотношения с наблюдаемыми результатами. В сети «Лемана Про» модели планирования спроса строят прогноз по каждому артикулу с посуточной детализацией для каждого магазина на горизонте до 180 дней; потери товарооборота, обусловленные ошибками прогнозирования, сократились с 2% в 2024 г. до 1,5% в 2025 г. и 1% к середине 2026 г. [6]. Показательна оценка самой компании: даже доли процента точности дают заметный прирост выручки за счет повышения доступности товара - что согласуется с нелинейным характером зависимости, описанной выше.

Второй пример относится к прескриптивному уровню. Переход от сплошной проверки складских операций к выборочному контролю тех сборок,

которые алгоритм относит к высокорисковым, повысил результативность обнаружения расхождений с 1,8 до 3,4% и принес, по оценке компании, около 80 млн руб. эффекта по итогам 2025 г. при почти двукратном росте производительности контрольных операций [6]. Здесь прогноз вероятности ошибки используется не для планирования запаса, а для перераспределения ограниченного ресурса ручного контроля.

Аналогичная логика прослеживается в транспортном контуре: применение систем маршрутизации и телематики позволяет сокращать холостой пробег на 15 - 20%, что напрямую переводится в экономию топлива и снижение простоев [6]; оценка эффективности перевозок на базе концепции Transportation Management System опирается на тот же принцип упреждающего расчета [14]. В сегменте общественного питания автоматизированный учет расхода ингредиентов с подсказками по объему заказа снизил закупочные затраты на 5 - 8% и уменьшил объемы порчи продукции [6]. Диапазон эффектов, таким образом, различается по отраслям, но во всех случаях реализуется одна и та же схема: прогноз сужает интервал неопределенности, а решение, принимаемое на его основе, использует высвободившийся резерв.

5. Барьеры внедрения

Даже безупречная модель не спасет проект, если не учтены четыре препятствия - каждое из них по отдельности способно обнулить расчетный эффект.

Качество исходных данных. Практика показывает, что критические сложности возникают не из-за несовершенства алгоритмов, а из-за состояния данных и надежности систем при растущей нагрузке [6]. Модель, обученная на некорректно размеченной истории продаж, воспроизводит прошлые ошибки учета, но придает им статус прогноза.

Интеграция с унаследованными системами. Отдельным вызовом остается сопряжение новых аналитических контуров с ранее внедренными

учетными системами, где наиболее трудоемкой оказывается замена несовместимых элементов [6]. Разрозненность данных и отсутствие сведений в реальном времени называются в числе системных проблем традиционных логистических систем [8]; к сопоставимым выводам приходят исследования устойчивости цепочек поставок [15].

Кадровая обеспеченность. Обучение сотрудников современным инструментам управления логистикой рассматривается как ключевой элемент стратегии компании [8], а компетенции по работе с прогнозными моделями формируются внутри организации в течение месяцев, а не дней [6]. Дефицит подготовленных специалистов называется в числе барьеров применения инструментов искусственного интеллекта в управлении цепями поставок [10, 13].

Организационная встроенность. Прогноз, не связанный с регламентом принятия решения, остается справочной информацией. Успешная автоматизация логистических процессов требует комплексного подхода, включающего пересмотр бизнес-функций и управление изменениями, а не только внедрение технологий [8]. Отраслевая практика подтверждает и стандартный сценарий масштабирования: пилот на ограниченном участке - оценка результата, тиражирование [6].

Заключение

Из проделанного разбора складывается несколько связанных выводов. Экономический эффект предиктивной аналитики в цепи поставок возникает не сам по себе, а через прескриптивный контур: прогноз задает распределение неопределенности, а решение о запасе, маршруте или контроле использует это распределение как параметр. Разграничение четырех уровней аналитической зрелости и составленная матрица соответствия задач классам моделей дают ориентир при проектировании: они показывают, на каком именно этапе следует ожидать отдачу и какой метрикой ее измерять.

Формальное описание передаточного механизма выявило соотношение приоритетов, расходящееся с распространенной управленческой интуицией. Страховой запас линейно зависит от ошибки прогноза и корневым образом - от длительности цикла пополнения, а значит, при сопоставимых затратах вложения в точность прогноза дают больший операционный рычаг, чем сокращение сроков поставки. Резкая нелинейность по уровню обслуживания создает дополнительный источник эффекта: снижение ошибки прогноза на 20% позволяет поднять уровень сервиса с 95 до 97,5%, сохранив страховой запас ниже исходного значения.

Эмпирические данные российских компаний за 2024 - 2026 гг. согласуются с этими соотношениями - как в части сокращения потерь товарооборота от ошибок прогнозирования (с 2 до 1%), так и в части эффектов на прескриптивном уровне. При этом систематизированные барьеры показывают, что расчетный эффект достигается лишь при выполнении условий, лежащих вне модели: пригодности данных, интегрированности систем, наличия компетенций и встроенности прогноза в регламент принятия решения. Практическая ценность предложенного подхода состоит в том, что он дает руководителю измеримое основание для оценки проекта внедрения - не через качество алгоритма, а через величину высвобождаемого оборотного капитала при заданном уровне обслуживания.

Литература

1. Сигель Э. Просчитать будущее: кто кликнет, купит, соврет или умрет. – М.: Альпина Паблишер, 2014. – 374 с.
2. Зайченко И.М., Яковлева М.А. Предиктивная аналитика в управлении цепями поставок // Научный вестник Южного института менеджмента. – 2019. – № 2. – С. 18–22. – DOI: 10.31775/2305-3100-2019-2-18-22.
3. Брускин С.Н. Модели и инструменты предиктивной аналитики для цифровой корпорации // Вестник РЭУ им. Г.В. Плеханова. – 2017. – № 5. – С. 135–139.

4. Бурнаев Е.В. Алгоритмические основы предиктивной аналитики в задачах индустриального проектирования // Информационные процессы. – 2019. – Т. 19, № 3. – С. 249–270.
5. Щербатов И.А. Современное состояние проблемы разработки систем предиктивной аналитики в энергетике // Журнал передовых исследований в области технических наук. – 2019. – № 14. – С. 118–123. – DOI: 10.26160/2474-5901-2019-14-118-123.
6. Иванов Ю. Как цифровизация снижает операционные расходы в логистике [Электронный ресурс]. // Ведомости. Правила торговли. – URL: <https://www.vedomosti.ru/retail/technology/articles/2026/07/14/1213368-tsifrovizatsiya-snizhaet-rashodi> (дата обращения: 20.07.2026).
7. Серикбекулы А., Кормачева О.В. Подходы к построению предсказательных моделей логистических процессов // Экономика, предпринимательство и право. – 2020. – Т. 10, № 4. – С. 1297–1314. – DOI: 10.18334/epp.10.4.102190.
8. Рагулина Ю.В. Инновации в управлении логистическими процессами // Экономическая безопасность. – 2025. – Т. 8, № 4. – С. 993–1006. – DOI: 10.18334/ecsec.8.4.123203.
9. Подольская Т.В., Сотников А.Г. Внедрение передовых цифровых технологий в транспортно-логистической сфере в современных условиях // Вопросы инновационной экономики. – 2024. – Т. 14, № 4. – С. 1479–1496. – DOI: 10.18334/vines.14.4.121649.
10. Горбунова Е.А., Демьянова А.С., Кузнецова А.Э. Инструменты искусственного интеллекта в управлении цепями поставок: барьеры и перспективы развития // Вестник транспорта. – 2025. – № 1. – С. 19–23.
11. Гаджинский А.М. Логистика: учебник. – 20-е изд. – М.: Издательско-торговая корпорация «Дашков и К°», 2012. – 484 с.
12. Николайчук В.Е. Логистический менеджмент: учебник. – 2-е изд. – М.: Дашков и К, 2017. – 980 с.

13. Домино А.С., Вакулич Н.А. Влияние искусственного интеллекта на управление цепи поставок // NovaInfo.Ru. – 2025. – № 146. – С. 108–110.
14. Ярошенко Е.С. Использование интегрированных программных продуктов на основе концепции Transportation Management System для оценки эффективности перевозок в логистической компании // Социально-экономический и гуманитарный журнал. – 2022. – № 3. – С. 356–362. – DOI: 10.36718/2500-1825-2022-3-356-362.
15. Вернер Д. Повышение устойчивости цепочек поставок с помощью современных веб-технологий // Theoretical & Applied Science. – 2024. – № 9. – С. 87–94. – DOI: 10.15863/TAS.2024.09.137.15.