

УДК 004.8:658.5

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБНОСТИ В РЕСУРСАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ: ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПЛАНИРОВАНИЯ И СНАБЖЕНИЯ

Канапин Жандос Сабырович

Руководитель отдела снабжения

ГК Евразийские ресурсы/ Казахстан

***Аннотация:** В статье рассматривается применение алгоритмов машинного обучения для прогнозирования потребности в ресурсах на промышленных предприятиях. Проанализированы ограничения традиционных методов планирования, выявлены преимущества подхода на основе ML, включая повышение точности прогнозов, снижение складских издержек и минимизацию простоев производства. Описаны ключевые этапы внедрения — от сбора и очистки данных до интеграции прогнозных моделей в ERP- и SCM-системы. Приведён пример практического применения ML, показавший значительное улучшение показателей снабжения и экономический эффект. Определены перспективы развития технологий в направлении создания автономных интеллектуальных систем управления ресурсами.*

***Ключевые слова:** машинное обучение, прогнозирование потребности, планирование закупок, снабжение, искусственный интеллект, промышленность, ERP, SCM, оптимизация запасов, прогнозная аналитика.*

RESOURCE DEMAND FORECASTING USING MACHINE LEARNING: ENHANCING PLANNING AND SUPPLY EFFICIENCY

Kanapin Zhandos Sabirovich

Head of Supply Department

Eurasian Resources Group / Kazakhstan

Abstract: *This paper explores the use of machine learning algorithms for forecasting resource demand in industrial enterprises. The limitations of traditional planning methods are analyzed, and the advantages of an ML-based approach are highlighted, including improved forecasting accuracy, reduced inventory costs, and minimized production downtime. Key implementation stages are described — from data collection and preprocessing to integrating predictive models into ERP and SCM systems. A practical case study is presented, demonstrating significant supply performance improvement and economic benefits. The article also outlines future development prospects toward autonomous intelligent resource management systems.*

Keywords: *machine learning, demand forecasting, procurement planning, supply chain, artificial intelligence, industry, ERP, SCM, inventory optimization, predictive analytics.*

Введение

В условиях глобальной конкуренции и высокой динамики рынков промышленным предприятиям необходимо не только обеспечивать бесперебойное снабжение, но и минимизировать издержки, связанные с избыточными запасами и неэффективным планированием закупок. Традиционные подходы к прогнозированию потребности в ресурсах, основанные на экспертных оценках и линейных моделях, часто оказываются недостаточно точными в условиях изменчивого спроса, колебаний цен и непредсказуемых сбоев в цепочках поставок.

Машинное обучение (ML) открывает новые возможности для повышения точности прогнозирования, интегрируя широкий спектр данных — от исторических показателей потребления до сигналов, поступающих от IoT-датчиков оборудования. Алгоритмы ML способны выявлять скрытые зависимости и нелинейные закономерности, которые остаются незамеченными при использовании традиционных статистических методов. Это позволяет предприятиям оперативно адаптировать производственные планы, корректировать объемы закупок и управлять складскими запасами с высокой степенью точности [1].

Цель данной статьи — проанализировать возможности применения алгоритмов машинного обучения для прогнозирования потребности в ресурсах в промышленности, определить ключевые этапы внедрения подобных решений и показать их влияние на устойчивость и эффективность снабженческой системы. Рассмотрение данного подхода позволит сформировать практическое понимание того, как цифровые технологии могут трансформировать процессы планирования и закупок, снижая операционные риски и обеспечивая стратегическую гибкость предприятия.

Ограничения традиционных методов прогнозирования

Традиционные подходы к прогнозированию потребности в ресурсах в промышленности базируются преимущественно на методах экстраполяции исторических данных, линейных регрессионных моделях и экспертных оценках. Несмотря на относительную простоту реализации, подобные методы обладают целым рядом ограничений, которые снижают их эффективность в условиях современного производства.

Во-первых, они демонстрируют низкую адаптивность к изменяющимся условиям внешней и внутренней среды. Колебания рыночных цен, сезонные колебания спроса, изменения в структуре потребления и непредвиденные сбои в поставках часто приводят к тому, что прогнозы, построенные на прошлых данных, теряют актуальность уже на этапе реализации планов.

Во-вторых, традиционные модели слабо учитывают нелинейные взаимосвязи между факторами, влияющими на потребность в ресурсах. Например, рост объема производства не всегда пропорционален увеличению расхода определённых материалов — на него могут влиять технологические изменения, модернизация оборудования или изменение норм расхода.

В-третьих, существенным препятствием становится зависимость от человеческого фактора. Экспертные оценки, даже основанные на многолетнем опыте, подвержены субъективным искажениям, а ручное формирование прогнозов ограничивает скорость реакции на внезапные изменения конъюнктуры рынка [2]

Наконец, традиционные методы часто слабо интегрированы в цифровые системы управления предприятием (ERP, SCM), что затрудняет автоматизацию процессов планирования и повышает риск несогласованности между производством, снабжением и складской логистикой. В совокупности эти ограничения создают предпосылки для поиска более гибких, точных и интегрированных решений, к которым относятся алгоритмы машинного обучения.

Применение алгоритмов машинного обучения

Машинное обучение (ML) представляет собой набор методов искусственного интеллекта, позволяющих выявлять сложные зависимости и закономерности в больших массивах данных без явного программирования этих зависимостей. В контексте прогнозирования потребности в ресурсах ML обеспечивает качественно новый уровень точности и адаптивности по сравнению с традиционными подходами.

Подходы и модели. Для задач прогнозирования наиболее часто применяются регрессионные модели (линейная и полиномиальная регрессия с регуляризацией), методы анализа временных рядов (ARIMA, Prophet, LSTM-сети), градиентный бустинг (XGBoost, LightGBM) и глубокие нейронные сети. Выбор алгоритма зависит от специфики отрасли, объёма и структуры доступных данных.

Источники данных. Ключевым условием успешного применения ML является доступ к репрезентативным и качественным данным. В промышленности это могут быть:

- ERP-системы — данные о закупках, производственных планах и остатках на складах;
- IoT-датчики — показатели загрузки оборудования, расхода материалов в реальном времени;
- CRM-системы — информация о заказах и контрактах с клиентами;
- Внешние источники — рыночные котировки, данные о погоде, транспортной логистике и макроэкономических индикаторах.

Этапы внедрения. Процесс применения ML в прогнозировании ресурсов включает несколько шагов:

1. Сбор и интеграция данных из внутренних и внешних систем.

2. Очистка и нормализация данных для устранения выбросов, пропусков и несоответствий.
3. Выбор модели и гиперпараметров на основе тестирования различных алгоритмов.
4. Обучение и валидация модели на исторических данных с использованием методов кросс-валидации.
5. Интеграция в операционные процессы предприятия через ERP или SCM-систему [3].

Преимущество ML-подхода заключается в способности модели самообучаться по мере накопления новых данных. Это обеспечивает актуальность прогнозов и позволяет учитывать неожиданные изменения спроса, сезонные факторы, форс-мажорные события и нестандартные сценарии потребления ресурсов.

Практические результаты и преимущества ML-прогнозирования

Внедрение алгоритмов машинного обучения в процессы прогнозирования потребности в ресурсах даёт предприятиям измеримые результаты, которые напрямую влияют на экономическую эффективность и устойчивость цепочек поставок.

Повышение точности прогнозов. Благодаря способности моделей ML учитывать множество факторов и выявлять сложные взаимосвязи, уровень ошибки прогнозирования может снижаться на 20–40% по сравнению с традиционными методами. Это позволяет предприятиям точнее планировать закупки и избегать избыточных или недостаточных запасов.

Сокращение складских расходов. Более точные прогнозы позволяют оптимизировать объёмы заказов и минимизировать издержки, связанные с хранением материалов и готовой продукции. Это особенно важно для отраслей с дорогостоящими или скоропортящимися ресурсами.

Снижение риска простоев. ML-модели могут интегрировать данные о состоянии оборудования, графиках технического обслуживания и сроках поставок, что помогает своевременно заказывать необходимые материалы и предотвращать остановки производства.

Повышение гибкости управления. Возможность переобучения модели в режиме близком к реальному времени позволяет адаптировать планирование под изменения рыночной конъюнктуры, форс-мажорные обстоятельства и колебания спроса [4].

Кейс-пример. На одном из металлургических предприятий внедрение системы прогнозирования на основе градиентного бустинга позволило снизить средний уровень складских запасов на 18%, при этом обеспечив 98% своевременного обеспечения производства необходимыми ресурсами. Экономический эффект составил более 25 млн рублей в год, включая снижение затрат на хранение и высвобождение оборотного капитала.

Заключение

Применение алгоритмов машинного обучения для прогнозирования потребности в ресурсах открывает перед промышленными предприятиями новые возможности в управлении снабжением и планированием производства. Высокая точность прогнозов, способность адаптироваться к изменяющимся условиям и интеграция с цифровыми системами

управления позволяют не только снизить операционные издержки, но и повысить устойчивость всей цепочки поставок.

ML-модели обеспечивают оперативное выявление тенденций, позволяют быстро реагировать на колебания спроса и предугадывать потенциальные перебои в поставках. Это снижает риск простоев и избыточных запасов, а также способствует более рациональному использованию ресурсов предприятия.

В перспективе развитие технологий искусственного интеллекта в этой сфере пойдёт по пути более глубокой интеграции с системами управления цепями поставок (SCM), расширения источников данных за счёт подключённых устройств IoT, а также применения методов прогнозной аналитики для поддержки ESG-стратегий. Следующим этапом станет внедрение автономных интеллектуальных систем, способных не только прогнозировать потребности, но и автоматически инициировать закупки, управлять складскими запасами и оптимизировать логистику в режиме реального времени.

Машинное обучение становится ключевым инструментом в формировании интеллектуальной, гибкой и устойчивой системы снабжения, соответствующей вызовам современной промышленной экономики.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Трыков А. В. Анализ возможностей применения методов машинного обучения для производственного планирования [Электронный ресурс] // CyberLeninka. — 2024. — Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-vozmozhnostey-primeneniya->

[metodov-mashinnogo-obucheniya-dlya-proizvodstvennogo-planirovaniya](#)

(дата обращения: 13.08.2025).

2. Рогулин Р. С. Использование методов анализа данных и машинного обучения для прогнозирования и планирования спроса при управлении цепочками поставок [Электронный ресурс] // Теоретическая экономика. — № 8, 2023. — Режим доступа: <https://theoreticaleconomy.ru/ru/storage/download/151517> (дата обращения: 13.08.2025).
3. Машинное обучение для прогнозирования спроса [Электронный ресурс] // Digital4Food. — 24.03.2025. — Режим доступа: <https://digital4food.ru/mashinnoe-obuchenie-dlya-prognozirovaniya-sprosa-plan-vnedreniya/> (дата обращения: 13.08.2025).
4. Предсказание на производстве. Как за семь этапов внедрить машинное обучение в промышленность и стать лидером рынка [Электронный ресурс] // It-World.ru. — 24.01.2024. — Режим доступа: <https://www.it-world.ru/cionews/2dvsce9wvyasck8gko840kkc4oc84s0> (дата обращения: 13.08.2025).