

## РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ПРОДУКТА

*Нуансенгси Д.В.*

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Научный руководитель: Пискун Г.А. – к. т. н., доцент, доцент кафедры ПИКС*

**Аннотация.** В статье подробно рассматриваются теоретические и практические аспекты применения искусственного интеллекта (ИИ) в прогнозировании жизненного цикла продукта (ЖЦП). Анализируются ключевые методы, включая нейронные сети, алгоритмы временных рядов и кластеризации, которые используются для предсказания спроса, выявления рыночных трендов и оптимизации управления продуктами. Приведены примеры теоретических моделей, применимых в различных секторах экономики. Рассматриваются ограничения существующих подходов и направления их совершенствования.

**Ключевые слова:** жизненный цикл продукта, искусственный интеллект (ИИ), прогнозирование спроса, нейронные сети, временные ряды, кластеризация.

**Введение.** Жизненный цикл продукта (ЖЦП) включает последовательные этапы существования товара на рынке: внедрение, рост, зрелость и спад. Управление ЖЦП позволяет минимизировать издержки, прогнозировать спрос и своевременно адаптироваться к изменениям рыночной среды.

Традиционные методы анализа ЖЦП опираются на статистические модели и экспертные оценки, что делает их менее точными в условиях высокой волатильности рынка. Современные технологии искусственного интеллекта позволяют использовать большие объёмы данных для более точного прогнозирования и автоматизации управленческих решений [1].

Цель исследования – рассмотреть ключевые методы ИИ, применяемые для прогнозирования ЖЦП, и их влияние на принятие бизнес-решений.

**Основная часть.** Современные алгоритмы ИИ позволяют автоматизировать прогнозирование спроса, анализировать динамику рынка и выявлять закономерности на основе данных. Рассмотрим наиболее эффективные подходы:

1 Нейронные сети: LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit) широко применяются для прогнозирования временных рядов. Эти модели учитывают сложные нелинейные зависимости и позволяют предсказывать спрос с высокой точностью.

2 Алгоритмы временных рядов: модель Prophet, разработанная Facebook, учитывает сезонность, долгосрочные тренды и аномалии, что делает её полезной для прогнозирования рыночного спроса на товары.

3 Кластеризация и сегментация: методы K-means, DBSCAN позволяют сегментировать клиентов и прогнозировать поведенческие тренды, что используется для персонализации маркетинговых стратегий [2].

4 Гибридные модели: объединение нейросетевых подходов с традиционными экономическими моделями позволяет повысить точность прогнозов и сделать их интерпретируемыми.

Методы ИИ позволяют решать ключевые задачи на различных стадиях жизненного цикла продукта:

1 Внедрение:

– прогнозирование первичного спроса на основе анализа социальных сетей, новостных трендов и онлайн-запросов;

– определение целевой аудитории с помощью алгоритмов машинного обучения.

2 Рост:

- оптимизация маркетинговых кампаний с помощью предиктивной аналитики;
- прогнозирование роста спроса на основе временных рядов.

3 Зрелость:

- кластеризация клиентов для персонализированного ценообразования и удержания аудитории;
- рекомендательные системы для увеличения повторных покупок.

4 Спад:

- определение момента вывода товара с рынка на основе анализа исторических данных;
- оптимизация запасов и логистических процессов.

Реальные примеры использования методов искусственного интеллекта (ИИ) для решения задач управления жизненным циклом продукта (ЖЦП) демонстрируют эффективность и практическую ценность этих технологий. Рассмотрим несколько конкретных кейсов:

Прогнозирование спроса на смартфоны. Компания, производящая смартфоны, столкнулась с проблемой неточного прогнозирования спроса на новые модели, что приводило к избыточным запасам или дефициту продукции. Для решения этой проблемы была разработана система прогнозирования на основе нейронных сетей LSTM (Long Short-Term Memory). Система анализировала данные о продажах предыдущих моделей, данные из социальных сетей (например, упоминания о новых моделях, отзывы пользователей), данные о маркетинговых активностях (рекламные кампании, промоакции) и макроэкономические показатели (ВВП, уровень инфляции). В результате точность прогнозирования спроса на новые модели удалось повысить до 87%, что позволило компании оптимизировать производственные мощности, сократить издержки на хранение запасов и повысить удовлетворенность клиентов.

В частности, анализ данных из социальных сетей позволил выявлять ранние признаки интереса к новым моделям, такие как увеличение числа упоминаний, появление положительных отзывов и комментариев. Это позволило компании своевременно реагировать на изменения спроса и корректировать производственные планы. Кроме того, система учитывала влияние маркетинговых активностей на спрос, что позволяло оптимизировать рекламные кампании и повышать их эффективность.

Использование нейронных сетей LSTM позволило учитывать временные зависимости и нелинейные связи между различными факторами влияния на спрос. Это обеспечило более высокую точность прогнозирования по сравнению с традиционными статистическими методами.

Оптимизация запасов в ритейле. Крупная розничная сеть, имеющая множество магазинов в различных регионах, столкнулась с проблемой оптимизации запасов в каждом магазине. Разные магазины обслуживали разные сегменты клиентов с разными потребностями и предпочтениями. Для решения этой проблемы была применена кластеризация клиентов на основе данных о покупках, демографических характеристиках и местоположении магазинов.

В результате были выделены несколько сегментов клиентов, характеризующихся схожими потребностями и предпочтениями. Для каждого сегмента клиентов были разработаны индивидуальные стратегии управления запасами, учитывающие особенности их спроса. Это позволило розничной сети точнее прогнозировать потребности отдельных сегментов клиентов, минимизировать складские издержки и повысить уровень обслуживания клиентов.

Например, для сегмента клиентов, предпочитающих товары премиум-класса, были увеличены запасы соответствующих товаров. Для сегмента клиентов, чувствительных к цене, были организованы промоакции и скидки на товары с высоким уровнем запасов.

Прогнозирование ЖЦП лекарственных препаратов. Фармацевтические компании сталкиваются с высокими рисками и затратами при разработке и выводе на рынок новых лекарственных препаратов. Прогнозирование времени вывода препаратов на рынок и оценка их потенциального успеха являются критически важными задачами. Для решения этих задач используются гибридные модели, объединяющие методы машинного обучения с экспертными знаниями и экономическими моделями.

Система анализирует данные клинических испытаний (эффективность, безопасность, побочные эффекты), данные о конкурентной среде (наличие аналогов, патенты), данные о законодательных факторах (процедуры одобрения, регуляторные требования) и данные о маркетинговых активностях (рекламные кампании, продвижение). В результате прогнозируется время вывода препаратов на рынок, оценивается их потенциальный успех и разрабатываются стратегии продвижения [3].

Например, анализ данных клинических испытаний позволяет оценивать вероятность одобрения препарата регуляторными органами и прогнозировать его эффективность и безопасность в реальных условиях. Анализ данных о конкурентной среде позволяет оценивать рыночную долю препарата и разрабатывать стратегии конкурентной борьбы.

Использование гибридных моделей позволяет учитывать различные факторы влияния на ЖЦП лекарственных препаратов и повышать точность прогнозирования.

Несмотря на значительные преимущества, использование ИИ в прогнозировании ЖЦП сопряжено с рядом вызовов, которые необходимо учитывать для успешной реализации и масштабирования таких систем [4]. Рассмотрим основные из них:

Качество данных. Модели ИИ требуют больших объемов качественных данных для обучения и обеспечения высокой точности прогнозов. Высокая чувствительность моделей к пропущенным и некорректным данным требует тщательной предварительной обработки, очистки и валидации данных. Необходимо разрабатывать методы обработки данных, устойчивые к шумам и выбросам, а также обеспечивать интеграцию данных из различных источников.

Этичность. Автоматизация принятия решений с помощью ИИ может вызывать этические вопросы, связанные с прозрачностью, справедливостью и ответственностью. В частности, автоматизированные системы прогнозирования спроса и оптимизации запасов могут повлиять на рыночную конкуренцию и доступность товаров для различных групп потребителей. Необходимо разрабатывать и применять этические принципы и стандарты для использования ИИ в управлении ЖЦП, а также обеспечивать прозрачность и объяснимость алгоритмов принятия решений.

Интерпретируемость моделей. Глубокие нейросетевые модели, такие как LSTM и GRU, часто рассматриваются как "черные ящики", что затрудняет понимание логики их работы и принятых решений [5]. Сложность интерпретации моделей может снижать доверие к результатам прогнозирования и затруднять принятие управленческих решений на их основе. Необходимо разрабатывать методы повышения интерпретируемости моделей ИИ, такие как визуализация внутренних представлений, анализ чувствительности и объяснение отдельных прогнозов.

Перспективные направления развития ИИ для прогнозирования ЖЦП включают:

- 1 Улучшение объяснимости ИИ (Explainable AI, XAI). Разработка методов, позволяющих понимать и интерпретировать решения, принимаемые моделями ИИ. Это позволит повысить доверие к результатам прогнозирования и облегчить принятие управленческих решений.

- 2 Создание адаптивных моделей. Разработка моделей, способных адаптироваться к изменяющимся рыночным условиям и учитывать новые факторы влияния на ЖЦП. Это позволит повысить устойчивость и точность прогнозов в условиях неопределенности.

- 3 Интеграция мультимодальных данных. Использование различных типов данных, таких как текстовые данные из социальных сетей, изображения товаров и видеоролики, для

повышения точности и полноты прогнозирования ЖЦП. Это позволит учитывать различные аспекты восприятия продукта потребителями и лучше понимать их потребности.

4 Разработка гибридных моделей. Объединение методов машинного обучения с традиционными экономическими моделями и экспертными знаниями для улучшения точности и интерпретируемости прогнозов.

5 Использование трансферного обучения. Применение моделей, обученных на больших объемах данных из других областей, для решения задач прогнозирования ЖЦП. Это позволит сократить затраты на обучение моделей и повысить их точность в условиях ограниченного объема данных.

**Заключение.** Применение ИИ для прогнозирования ЖЦП позволяет компаниям принимать более обоснованные решения, снижать затраты и адаптироваться к изменениям рынка. Использование нейросетей, алгоритмов временных рядов и кластеризации позволяет точно прогнозировать спрос и управлять жизненным циклом продукта. Будущее данной области связано с развитием интерпретируемого ИИ, а также совершенствованием алгоритмов анализа данных. Интеграция этих технологий в бизнес-процессы позволит компаниям значительно повысить эффективность управления ЖЦП.

### Список литературы

1. Kotler, P., & Armstrong, G. (2018). *Principles of Marketing (17th ed.)*. Pearson Education.
2. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: principles and practice (2nd ed.)*. OTexts.
3. Berson, A., Smith, S., & Thearling, K. (2000). *Building data mining applications for CRM*. McGraw-Hill.
4. Kumar, V., & Shah, D. (2009). *Expanding the role of marketing: From customer centricity to customer-stakeholder centricity*. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 37(4), 499-512.
5. Dhillon, I. S., & Modha, D. S. (2001). *Concept decompositions for knowledge discovery using sparse data*. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 13(5), 773-789.

UDC 004.8:339.1

## THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PRODUCT LIFECYCLE FORECASTING

*Nuansengsy D.V.*

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus*

*Piskun G.A. – Cand. of Sci., associate professor, associate professor of the department of ICSD*

**Annotation.** The article discusses in detail the theoretical and practical aspects of applying artificial intelligence (AI) in forecasting the product lifecycle (PLC). Key methods are analyzed, including neural networks, time series algorithms, and clustering, which are used to predict demand, identify market trends, and optimize product management. Examples of theoretical models applicable in various sectors of the economy are given. The limitations of existing approaches and directions for their improvement are considered.

**Keywords:** product lifecycle, artificial intelligence (AI), demand forecasting, neural networks, time series, clustering.