

Алгоритмы машинного обучения как инструмент цифровой трансформации для управления запасами в оборонной промышленности

Каринэ Суреновна Хачатурян,

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Доктор экономических наук, профессор, профессор кафедры экономической теории

<https://orcid.org/0000-0002-3441-5859>

kara111315hks@yandex.ru

Аннотация. Статья посвящена исследованию применения алгоритмов обучения с подкреплением для управления запасами в оборонной промышленности. Рассматривается важность цифровой трансформации в условиях импортозамещения и стратегической значимости продукции двойного назначения. Приведены примеры интеграции машинного обучения с подкреплением в национальные IT-платформы, такие как Astra Linux, позволяющие автоматизировать анализ спроса, оптимизацию заказов и логистики. Показано, как внедрение способствует снижению издержек, улучшению точности прогнозов и адаптации к рыночной неопределенности. В заключение сформулированы рекомендации по внедрению машинного обучения для повышения экономической эффективности и устойчивости оборонно-промышленного комплекса.

Ключевые слова: машинное обучение, обучение с подкреплением, управление запасами, Astra Linux, цифровая трансформация.

Финансирование: Исследование выполнено в рамках государственного задания Минобрнауки России по теме «Развитие методологии производства продукции двойного назначения высокотехнологичными компаниями России с использованием элементов искусственного интеллекта в условиях цифровизации экономики и санкционного давления» (№ 123011600034-3).

Для цитирования: Хачатурян К.С. Алгоритмы машинного обучения как инструмент цифровой трансформации для управления запасами в оборонной промышленности / К.С. Хачатурян // IP: теория и практика. – 2025. – № 3.

Machine learning algorithms as a tool for digital transformation of inventory management in the defense industry

Karine S. Khachaturyan,

Financial University under the Government of the Russian Federation

Doctor of Economics, Professor of the Department of Economic Theory

<https://orcid.org/0000-0002-3441-5859>

kara111315hks@yandex.ru

Abstract. The article is devoted to the study of the application of reinforcement learning algorithms for inventory management in the defense industry. The importance of digital transformation in the context of import substitution and the strategic importance of dual-use products is considered. Examples of the integration of machine learning with reinforcement into national IT platforms such as Astra Linux, which allow automating demand analysis, order optimization and logistics, are given. It is shown how the implementation helps to reduce costs, improve the accuracy of forecasts and adapt to market uncertainty. In conclusion, recommendations are formulated on the implementation of machine learning to improve the economic efficiency and sustainability of the military-industrial complex.

Keywords: machine learning, reinforcement learning, inventory management, Astra Linux, digital transformation.

Funding: The study was carried out within the framework of the state assignment of the Ministry of Education and Science of the Russian Federation on the topic "Development of a methodology for the production of dual-use products by high-tech companies in Russia using artificial intelligence elements in the context of digitalization of the economy and sanctions pressure" (No. 123011600034-3).

For citation: Khachaturyan K.S. Machine learning algorithms as a tool for digital transformation of inventory management in the defense industry // IP: Theory and Practice. 2025. No. 3.

Введение

В ответ на колебания мировой экономики и усиление внешних трудностей отечественная промышленность ищет новаторские методы управления производством. Введение международных санкций, нестабильность национальной валюты и влияние глобальных событий резко меняет отраслевую динамику, особенно в области оборонной

промышленности. Перед компаниями оборонного сектора, привыкшими к государственным заказам и затратным методам формирования цен, встает задача адаптации стратегий для достижения экономической стабильности и роста.

Усиление государственного оборонного заказа, имеющего цель повышения уровня технической оснащенности российских войск, также свидетельствует о важности развития производства товаров и технологий двойного назначения. Слияние военных и гражданских технологий обеспечивает новые возможности для промышленности, а также улучшает финансовое положение предприятий за счет расширения рынков сбыта.

Переориентация на выпуск продукции с двойным назначением предполагает тщательный анализ и оптимизацию управленческих процессов, включая контроль за запасами сырья, компонентов и готовой продукции. В условиях современной экономики эффективность таких операций обеспечивается за счет внедрения современных технологий экономико-математического моделирования и аналитики.

Один из самых многообещающих подходов в этом направлении – использование алгоритмов машинного обучения с подкреплением (RL). Рассматриваемые технологии способны анализировать множество переменных и неопределенностей, а это критически важно для управления сложными производственными процессами. Интеграция таких алгоритмов в системы управления запасами позволяет не только автоматизировать рутинные операции, но и значительно сократить издержки, повысить при этом гибкость и адаптивность производства к динамично изменяющимся рыночным условиям [1].

В свете последних достижений в области искусственного интеллекта и машинного обучения компании обнаруживают новые пути к повышению производительности и более эффективному распределению ресурсов. На фоне усиленного внимания к выпуску продукции двойного назначения внедрение инновационных управленческих практик становится не просто желательным,

оно становится необходимым условием успешной деятельности. В этом контексте интеграция алгоритмов обучения с подкреплением в системы управления запасами на производственных предприятиях, которые занимаются изготовлением товаров с двойным назначением, является крайне важной.

Эффективное управление запасами становится критическим аспектом для успешности предприятий, особенно в контексте импортных ограничений и строгой необходимости контроля над ресурсами. В сфере оборонно-промышленного комплекса, где выпускается продукция двойного назначения, точность в управлении запасами превращается в стратегически важный элемент. Внедрение алгоритмов обучения с подкреплением в системы управления запасами позволяет эффективно решать задачи прогнозирования потребностей в сырье и комплектующих, минимизации издержек на хранение, оптимизации времени пополнения запасов, а также снижения рисков, которые связаны с задержками поставок или излишним расходом ресурсов.

Методы

Методы исследования включают системный подход, позволяющий изучить алгоритмы обучения с подкреплением как инструмент цифровой трансформации управления запасами в оборонной промышленности, и структурно-функциональный анализ, направленный на выявление взаимосвязей между элементами ИТ-инфраструктуры и производственными процессами. Использованы методы сравнительного анализа для сопоставления отечественных и зарубежных ИТ-платформ, включая Astra Linux, применяемых для интеграции алгоритмов машинного обучения. Применение метода математического моделирования позволило оценить оптимизационные возможности алгоритмов машинного обучения, направленных на минимизацию издержек и повышение эффективности управления запасами. В исследовании также использованы аналитические

методы для обработки данных о спросе, ресурсах и логистике в условиях импортозамещения.

Основное исследование

Важность развития собственных информационных систем и технологий стала особенно актуальной для России после 2014 г., в то время, когда мировые события ясно показали необходимость замещения иностранных технологий в условиях усиливающихся санкций. Данный стратегический поворот подчеркивает целесообразность внутренних разработок в IT-сфере как ответ на внешние вызовы.

Ряд ключевых законодательных инициатив, а именно Приказ Минкомсвязи от 01.04.2015 № 96 «Об утверждении плана импортозамещения программного обеспечения» и Постановление Правительства РФ от 16.11.2015 № 1236 «Об установлении запрета на допуск программного обеспечения из иностранных государств», маркировал начало новой эры в развитии национального программного обеспечения (далее – ПО), направленного на укрепление IT-суверенитета России.

В контексте глобальных изменений и в соответствии с указом Президента РФ от 30.03.2022 № 166 «О мерах по обеспечению технологической независимости и безопасности критической информационной инфраструктуры РФ», которым введен запрет на использование иностранного программного обеспечения в государственных структурах с 1 января 2025 г., необходимость замены иностранных систем становится актуальной для всех ключевых секторов экономики. В этом контексте операционные системы (далее – ОС) играют существенную роль, т.к. именно через них пользователи получают доступ к основным функциям и приложениям ПО.

Значимым шагом в развитии национальных технологий стало создание операционной системы Astra Linux, предназначенной для защиты сведений с ограниченным доступом. Вышеописанная система стала ключевым элементом

в инфраструктуре оборонно-промышленного комплекса, улучшила возможности по разработке и внедрению сложных программных продуктов, включая искусственно-интеллектуальные системы управления запасами. Внедрение Astra Linux вместе с другими отечественными IT-разработками превращается в стратегическую необходимость, которая поддерживает курс на полную независимость от иностранных технологий.

Операционная система оснащена передовыми функциями защиты данных, включая механизмы мандатного контроля доступа, инструменты для обеспечения замкнутости программного окружения, защиты адресного пространства системных процессов, а также средства для маркировки документов, мониторинга событий и поддержания целостности данных. Рассматриваемые нами комплексные меры безопасности обеспечивают надежную защиту информации в условиях повышенных требований к конфиденциальности.

Операционная система Astra Linux обладает широкой совместимостью с разнообразными аппаратными платформами и поддерживает работу на отечественных процессорах «Эльбрус», «Байкал-Т1» и «Комдив». В первую очередь это расширяет ее применение в различных отраслях и учреждениях, делает систему универсальным решением для многих задач¹.

По заявлениям разработчиков, Astra Linux Special Edition стоит в ряду немногих программных решений, которые получили сертификацию сразу от нескольких ключевых государственных органов: ФСТЭК России, ФСБ России и Минобороны России. ОС утверждена для обработки информации, содержащей элементы государственной тайны до уровня «совершенно секретно», и может использоваться в автоматизированных системах всех министерств и ведомств Российской Федерации.

Данная система включена в единый реестр российских программ для ЭВМ и баз данных, это подтверждает ее статус как надежной программной платформы. Astra Linux активно принимается на вооружение и используется в

¹ Официальный сайт Astra Linux. URL: <https://astralinux.ru/products/> (дата обращения: 15.05.2025).

Вооруженных Силах Российской Федерации, а также других государственных структурах, учреждениях и органах управления.

Программные решения компании обладают широкой совместимостью, охватывают более 300 моделей как отечественных, так и международных программных и аппаратных платформ. С каждым днем растет число ИТ-производителей, которые становятся участниками программы технологической кооперации, они сертифицируют свои продукты для обеспечения совместимости.

Операционная система Astra Linux вместе с ее платформой виртуализации поддерживает обширный спектр совместимых программных решений, которые были произведены на отечественном и на международном уровне. В рамках программы технологической кооперации уже сертифицировано свыше тысячи программных продуктов. Для предприятий оборонного комплекса, управляющих большими массивами данных, Astra Linux является надежной платформой для их защиты и эффективной обработки.

Наличие печатного руководства по Astra Linux становится неоценимым ресурсом, который предоставляет подробные описания функционала платформы. Читатели могут самостоятельно изучить интерфейсы пользователя и файловый менеджер Astra Linux, настроить системные параметры, подключение к Wi-Fi, освоить применение офисных программ для работы с текстами, таблицами и презентациями. Рассматриваемое нами руководство представляет собой ценный инструмент для образовательных программ по информатике и информационным технологиям, оно также идеально подходит для самостоятельного освоения операционной системы.

Astra Linux обладает функциональностью интеграции с российскими базами данных, к примеру, PostgreSQL, также с системами управления ресурсами предприятия (ERP), а это играет ключевую роль в комплексной стратегии управления запасами. Внедрение алгоритмов обучения с подкреплением в таких условиях позволяет автоматизировать основные

процессы, к примеру, анализ и прогнозирование спроса, оптимизацию логистических операций и сокращение издержек, обеспечивая при этом соответствие текущим законодательным нормам и стратегии импортозамещения.

Astra Linux поддерживает язык программирования Python и его библиотеки, а именно TensorFlow, PyTorch и Stable Baselines3, которые служат основой для разработки, тестирования и внедрения алгоритмов RL. Данные инструменты позволяют создавать гибкие и адаптивные модели управления запасами, которые способны эффективно реагировать на изменения в спросе и условиях поставки.

Возможность использования современных фреймворков для машинного обучения на платформе Astra Linux облегчает реализацию RL-решений в существующую IT-инфраструктуру предприятий. Как было сказано выше, Python является одним из наиболее популярных и удобных языков для работы с алгоритмами машинного обучения и нейронными сетями, но не единственным (таблица).

Таблица.

Сравнение языков программирования для интеграции алгоритмов машинного обучения с подкреплением в Astra Linux Special Edition*

Язык программ.	Преимущества	Недостатки	Применимость для машинного обучения с подкреплением
<i>Python</i>	Большая библиотека ML-инструментов Простота изучения и написания кода. Кроссплатформенность	Зависимость от интерпретатора (не всегда оптимально для критичных по времени систем)	Идеален для прототипирования и реализации RL-алгоритмов благодаря широкому набору библиотек

<i>C++</i>	Высокая производительность. Тонкий контроль над памятью	Сложность разработки и отладки. Долгое время на написание и тестирование	Используется для высокопроизводительных RL-решений и симуляторов
<i>Java</i>	Универсальность	Требуется больше времени для реализации алгоритмов, чем в Python	Применим для создания больших систем, в которых RL интегрируется в существующее ПО
<i>R</i>	Поддержка аналитики данных. Библиотеки для статистики и ML	Не предназначен для создания производственных систем	Используется для анализа данных, предварительной обработки
<i>Rust</i>	Высокая производительность и безопасность	Меньшая зрелость библиотек для ML и RL	Потенциал для создания надежных RL-систем в критически важных приложениях

* составлено автором.

Python становится идеальным инструментом для внедрения алгоритмов обучения с подкреплением в Astra Linux Special Edition благодаря его простоте использования, обширной поддержке и высокой адаптивности, а это особенно значимо для управления сложными запасами в производстве двойного назначения. Рассматриваемый нами язык программирования гармонично сочетается с Linux, в том числе с Astra Linux Special Edition, облегчает обработку данных и файловые операции, это делает его идеальным выбором для создания прикладного программного обеспечения. Переносимость программ на Python между различными платформами позволяет разработчикам осуществлять тестирование RL-алгоритмов в разнообразных окружениях перед их окончательной интеграцией в Astra Linux.

В задачах управления запасами для продукции с двойным назначением скорость и точность решений являются ключевыми. Интеграция алгоритмов обучения с подкреплением в Astra Linux позволяет ускорить процессы обучения и выполнения моделей благодаря многопоточности и распределенным вычислениям. В первую очередь это обеспечивает Astra Linux возможностью управлять вычислительными ресурсами таким образом, чтобы оптимизировать распределение нагрузки по процессорам и серверам, а это важно для минимизации времени отклика в динамичных условиях, к примеру, сюда относятся изменения спроса, проблемы с поставками или законодательные корректировки.

Управление запасами остается приоритетной задачей в логистических цепочках, особенно когда дело касается производства товаров двойного назначения. Основная цель здесь – поддержание непрерывности производства при минимизации связанных с этим затрат на заказы, хранение и потенциальный недостаток ресурсов. Применение методов математического моделирования и алгоритмов машинного обучения, в том числе подкрепленного обучения, оказывается чрезвычайно эффективным для оптимизации и адаптации к переменчивым условиям [2; 3].

Для анализа задачи управления запасами можно взглянуть на классическую модель, где общие затраты (C_{total}) делятся на три категории. Затраты на хранение (C_h) включают расходы на аренду, обслуживание, страхование и амортизацию, которые растут пропорционально объему хранимых товаров (I).

$$C_h = h \cdot I \quad (1)$$

где h – удельные затраты на хранение за единицу запаса.

Затраты на заказ (C_o) включают фиксированные расходы, связанные с размещением заказа, включая административные издержки, транспортировку и логистику. Зависимость можно выразить как:

$$C_o = k \cdot O \quad (2)$$

где k – стоимость размещения одного заказа, O – количество заказов за период.

Затраты на дефицит (C_s) возникают в случае, если спрос превышает доступный уровень запасов. Они включают упущенную прибыль, штрафы за несвоевременную поставку и снижение уровня удовлетворенности клиентов.

$$C_s = p \cdot S, \quad (3)$$

где p – удельные потери от дефицита, S – уровень дефицита за период.

Общая стоимость (C_{total}) определяется как сумма указанных затрат:

$$C_{total} = Ch \cdot I + Co \cdot O + Cs \cdot S, \quad (4)$$

где:

I – средний уровень запаса за период,

O – количество заказов за период,

S – средний уровень дефицита за период,

Эта формула задает целевую функцию, минимизация которой является задачей оптимизации.

В контексте машинного обучения задача формализуется как процесс последовательного принятия решений, где агент действует в среде, изменяя состояние системы (запасы) с целью минимизации затрат [4].

К состоянию (s_t) можно отнести текущее состояние запасов, включая доступный уровень товара, ожидаемый спрос, время до следующей поставки и др.

Действие (a_t) связано с объемом заказа, размещенного на текущем шаге ($a_t \in [0, O_{max}]$, где O_{max} – максимальный объем заказа).

Награда (r_t) – негативное значение общих затрат за шаг ($r_t = -C_{total}$).

Целью является максимизация совокупной награды (или эквивалентно минимизация совокупных затрат):

$$\max \sum_{t=0}^t \gamma^t r_t, \quad (5)$$

где $\gamma \in [0,1]$ – коэффициент дисконтирования, отражающий важность будущих наград.

В контексте оптимизации управления запасами алгоритмы обучения с подкреплением, такие как Deep Q-Learning и Policy Gradient, демонстрируют выдающиеся способности в моделировании сложных зависимостей и неопределенностей, включая стохастические аспекты спроса, задержки в поставках и ограничения объемов заказов [5].

Эффективное управление запасами, особенно теми, что относятся к продукции двойного назначения, требует применения алгоритмов машинного обучения с подкреплением, способных адаптироваться как к непрерывным, так и к дискретным переменным системы.

Deep Q-Learning (DQN) и его разновидности являются одними из наиболее эффективных методов для этих целей. DQN уникально сочетает принципы классического Q-Learning с возможностями нейронных сетей, это делает его особенно подходящим для обработки сложных и многомерных пространств состояний, характерных для задач управления запасами.

Основная концепция DQN заключается в аппроксимации функции полезности $Q(s,a)$, которая оценивает преимущества определенного действия a в состоянии s . Нейронная сеть внутри алгоритма обучается, используя обратную связь от окружающей среды, это включает минимизацию функции потерь и повышение точности прогнозирования:

$$L(\theta) = E_{s,a,r,s'}[r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta^-) - Q(s, a, \theta)^2], \quad (6)$$

где θ – параметры основной сети, θ^- – параметры целевой сети, r – вознаграждение за действие a , γ – коэффициент дисконтирования, а s' – новое состояние.

Применение целевой нейронной сети (θ^-) играет ключевую роль в стабилизации обучающих процессов, предотвращает потенциальные отклонения, а это, несомненно, критично в условиях неопределенности,

характерных для спроса и предложения. В контексте управления запасами, особенно при расчете оптимального объема заказов, DQN адаптируется для взаимодействия с многомерными параметрами. Данная возможность достигается за счет того, что нейронная сеть способна анализировать и учитывать разнообразные аспекты, такие как наличие текущих запасов, прогнозируемый спрос, затраты на хранение и заказ, риски нарушения поставок.

Заключение

Алгоритмы обучения с подкреплением открывают значительные перспективы для автоматизации управления запасами в динамике современного экономического ландшафта. Их внедрение в национальные платформы способствует укреплению технологической независимости, а также усиливает конкурентные преимущества предприятий на внутреннем и глобальном рынках.

Внедрение алгоритмов обучения с подкреплением в системы управления запасами через отечественные программные платформы, включая Astra Linux, открывает двери к разработке более умных и адаптируемых систем. Данные алгоритмы превосходно справляются с задачами анализа спроса, определения идеальных объемов заказов и усовершенствования логистических операций, позволяют системам динамично реагировать на колебания рынка и нестабильность поставок.

С применением технологий обучения с подкреплением современные методы управления запасами осваивают обработку и анализ масштабных данных, охватывают исторические данные о циклах производства, спросе и поставках, а также текущих запасах. Данный подход способствует снижению затрат, а также оптимизирует использование ограниченных ресурсов, что, в связке с местными IT-разработками вроде Astra Linux, формирует надежную и защищенную платформу для автоматизации процессов управления запасами.

В заключение необходимо отметить, что интеграция алгоритмов машинного обучения с подкреплением в системы управления запасами увеличивает экономическую эффективность и надежность операций в оборонно-промышленном комплексе, а также открывает новые возможности для расширения производства. Рассмотренная нами стратегия дает основу для расширенного взаимодействия с гражданскими предприятиями, улучшает методы прогнозирования и управления запасами даже в условиях рыночной неопределенности. Внедрение RL-технологий позволяет углублять сотрудничество и обмен опытом в создании продукции двойного назначения и облегчает путь к более глубокой интеграции и взаимной выгоде.

Список источников

1. Парамонов Е.С. Исследование востребованности применения методов машинного обучения в цифровой экономике / Е.С. Парамонов, К.А. Иванцов, В.А. Мирончук // *Beneficium*. – 2024. – № 1(50). – С. 22–30.
2. Конев К.А. Машинное обучение для поддержки принятия решений в сфере качества на промышленном предприятии / К.А. Конев // *Экономика. Информатика*. – 2023. – Том 50. – № 3. – С. 689–703.
3. V. Mnih. Human-level control through deep reinforcement learning // *Nature* 518. – 2015. – С. 529–533.
4. Lillicrap T., Hunt J., Pritzel A., Heess N., Erez T., Tassa Y., Silver D., Wierstra D. Continuous Control with Deep Reinforcement Learning // *CoRR*. 2015.
5. Букина Т.В. Прогнозирование региональной инфляции: эконометрические модели или методы машинного обучения? / Т.В. Букина, Д.В. Кашин // *Экономический журнал ВШЭ*. – 2024. – 28(1). – С. 81–107.

References

1. Paramonov E.S., Ivanov K.A., Mironchuk V.A. Research on the relevance of using machine learning methods in the digital economy. *Beneficium*. 2024. No. 1(50). P. 22–30 (in Russ.).
2. Konev K.A. Machine learning to support decision-making in the field of quality in an industrial enterprise. *Ekonomika. Informatika = Economy. Computer science*. 2023. Vol. 50. No. 3. P. 689–703 (in Russ.).
3. V. Them. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature* 518. 2015. P. 529–533.

4. Lillicrap, T., Hunt, J., Pretzel, A., Haus, N., Eres, T., Tasha, Y., Silver, D., Wierstra, D. Continuous Control with Deep Reinforcement Learning. *CoRR*. 2015 (in Russ.).

5. Bukina T.V., Kashin D.V. Forecasting regional inflation: econometric models or machine learning methods? *Ekonomicheskiy zhurnal VShE = HSE Economic Journal*. 2024. No. 28(1). P. 81–107 (in Russ.).

Статья поступила 15.07.2025, принята к публикации: 19.09.2025.

© Хачатурян К.С., 2025