

УДК 331.101.3

А. З. Валиев

Набережночелнинский институт ФГАУ ВПО «Казанский (Приволжский) федеральный университет», Набережные Челны, Россия

Г. С. Габидинова

Набережночелнинский институт ФГАУ ВПО «Казанский (Приволжский) федеральный университет», Набережные Челны, Россия,
e-mail: gab-gul@yandex.ru

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В УПРАВЛЕНИИ ПРОДАЖАМИ АВТОДИЛЕРСКИХ КОМПАНИЙ

Ключевые слова: автодилер, управление продажами, CRM, система управления продажами, технологии продаж, машинное обучение, прогнозирование продаж, персонализация.

В статье рассматривается использование технологий машинного обучения (МО) в управлении продажами автодилерских предприятий. Дается обзор современных подходов к управлению продажами автомобилей в России и за рубежом, включая применение традиционных CRM-систем, средств бизнес-аналитики (BI), скриптов продаж и чат-ботов. Выполнено сравнение этих технологий, выделены их преимущества и недостатки в контексте автодилерской деятельности. Отмечены проблемы существующих решений и обоснована необходимость внедрения методов искусственного интеллекта и машинного обучения для повышения эффективности продаж. Описаны принципы работы МО-технологий в сфере продаж (например, предиктивная аналитика, персонализация предложений, интеллектуальные ассистенты) и проанализирован опыт их применения: приведены примеры российских практик и международный опыт (США, Европа, Китай) внедрения ИИ в работу автосалонов. Отдельно упомянута действующая система 1С:Предприятие «Альфа-Авто», используемая крупными российскими дилерами (например, ГК «ТрансТехСервис»), и обсуждаются перспективы интеграции искусственного интеллекта в подобные платформы для улучшения управления продажами. Статья написана в академическом стиле, предназначена для специалистов по стратегическому менеджменту и ИТ в продажах, преподавателей и магистрантов.

A. Z. Valiev

Naberezhnye Chelny Institute (branch) of Kazan (Volga Region) Federal University, Naberezhnye Chelny, Russia

G. S. Gabidinova

Naberezhnye Chelny Institute (branch) of Kazan (Volga Region) Federal University, Naberezhnye Chelny, Russia, e-mail: gab-gul@yandex.ru

APPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNOLOGIES IN SALES MANAGEMENT OF CAR DEALERSHIP COMPANIES

Keywords: car dealership, sales management, CRM, sales management system, sales technology, machine learning, sales forecasting, personalization.

This paper examines the use of machine learning (ML) technologies in sales management of automobile dealership companies. It provides an overview of current approaches to car sales management in Russia and globally, including the use of traditional CRM systems, business intelligence (BI) tools, sales scripts, and chatbots. A comparison of these technologies is presented, highlighting their advantages and disadvantages in the dealership context. The problems of existing solutions are noted, and the need for implementing artificial intelligence and machine learning methods to improve sales effectiveness is substantiated. The principles of ML-based technologies in sales (e.g., predictive analytics, personalized recommendations, intelligent assistants) are described, and their application is analyzed through examples of Russian practices and international experience (USA, Europe, China) of AI adoption in car dealerships. The existing 1C:Enterprise "Alfa-Auto" system used by major Russian dealers (e.g., the TransTechService group) is mentioned, and prospects for integrating AI into such platforms to enhance sales management are discussed. The article is written in an academic style and is intended for professionals in strategic management and IT in sales, as well as educators and graduate students.

Введение

Автомобильные дилерские компании функционируют в условиях высокой конкурентной среды, волатильного спроса и растущих ожиданий клиентов по качеству сервиса и цифровому опыту. Продажи автомобилей включают комплекс процессов – от генерации лидов и маркетинга до работы продавцов в автосалоне, заключения сделки и последующего обслуживания. В последние годы покупательский путь существенно цифровизировался: значительная часть взаимодействий переносится в онлайн-каналы, однако финальные этапы сделки по-прежнему требуют личного контакта. На этом участке часто возникает «провал» в работе с клиентом: часть обращений теряется, не все посетители получают предложение тест-драйва, менеджеры не всегда успевают своевременно обработать лиды.

Традиционный ответ автодилеров – внедрение CRM/DMS-систем, регламентов и скриптов продаж. Эти инструменты позволяют фиксировать контакты и структуру воронок, но ограничены в части прогнозирования и персонализации. Одновременно в научной литературе и отраслевых исследованиях демонстрируется значительный потенциал методов машинного обучения для решения задач прогнозирования спроса, оценки вероятности сделки, оптимизации запасов и индивидуализации предложений [1; 3; 8].

Цель исследования – выполнить обзор и сравнительный анализ подходов к применению технологий машинного обучения в управлении продажами автодилерских компаний и на этой основе предложить концептуальную модель интеграции ML-решений в существующие информационные системы дилера (на примере 1С:Альфа-Авто).

Задачи исследования. Для достижения цели исследования необходимо решить следующие задачи:

1. проанализировать традиционные ИТ-инструменты управления продажами автодилеров (CRM, DMS, BI-системы, скрипты, чат-боты).
2. обобщить результаты эмпирических исследований, посвящённых использованию машинного обучения в прогнозировании продаж и маркетинге в автобизнесе и розничной торговле.
3. систематизировать практические кейсы внедрения ИИ/ML-решений в дилерских сетях в России и за рубежом.

4. предложить концептуальную архитектуру системы управления продажами на основе машинного обучения, интегрируемой с 1С:Альфа-Авто.

5. обозначить ключевые требования к данным, метрикам качества моделей и организационным условиям успешного внедрения.

Материалы и методы исследования

Исследование носит обзорно-аналитический характер. В качестве информационной базы использованы:

- результаты рецензируемых исследований по машинному обучению в автомобильной и розничной отраслях [1; 3; 6]
- аналитические отчёты и отраслевые статьи, посвящённые применению ИИ в автодилерском бизнесе [9; 10; 15]
- описания корпоративных кейсов внедрения ИИ и ML в дилерских сетях.

Отбор научных публикаций осуществлялся по ключевым словам («car sales forecasting», «automotive retail», «machine learning», «AI marketing», «automotive sales transactions») в международных базах и открытых журналах. В итоговую выборку вошли восемь работ, удовлетворяющих критериям: (1) фокус на автомобильном рынке или автодилерских операциях; (2) использование методов машинного обучения или гибридных ML-подходов; (3) наличие описания набора данных и метрик качества.

Основными методами исследования выступили:

- системный анализ – для комплексной оценки процессов продаж и места ИИ-решений в архитектуре дилерского предприятия;
- сравнительный анализ – для сопоставления традиционных и интеллектуальных технологий управления продажами;
- анализ и синтез результатов эмпирических исследований (методы, датасеты, метрики качества, дизайн экспериментов);
- кейс-анализ – для разбора реальных примеров внедрения ИИ в автодилерских сетях США, Европы, Китая и России;
- контент-анализ профессиональных и корпоративных источников по ИИ в автобизнесе.

Традиционные технологии управления продажами автодилеров. Современный автодилер опирается на набор информационных систем и инструментов, призванных повысить управляемость и прозрачность работы отдела продаж.

Таблица 1

Сравнительная характеристика технологий управления продажами автодилеров

Технология	Преимущества	Недостатки
CRM-системы	Централизованная база клиентов и сделок; контроль воронки; планирование контактов	Реактивный характер; зависимость от дисциплины ввода данных; нет прогноза
BI-аналитика	Глубокий анализ исторических данных; визуализация; поддержка управленческих решений	Ориентация на прошлое; отсутствие автоматического прогнозирования.
Скрипты продаж	Стандартизация общения; ускорение обучения; снижение риска пропуска ключевых этапов.	Шаблонность диалога; низкая персонализация; необходимость регулярного обновления.
Чат-боты (традиционные)	24/7-поддержка; разгрузка операторов; обработка типовых запросов.	Ограниченное понимание контекста; отсутствие гибкой персонализации.
AI/ML-решения	Прогнозирование спроса и вероятности сделки; персонализация; автоматизация рутины.	Сложность внедрения; требования к качеству данных; «чёрный ящик» моделей.

Источник: составлено авторами по материалам [13; 19], [16; 20], [3; 21], [15; 17], [1; 3; 8].

CRM-системы (Customer Relationship Management) применяются для хранения информации о клиентах, лидах и взаимодействиях (звонки, визиты, заявки), планирования контактов и контроля воронки продаж. Их преимущества – централизация данных и возможность оперативно оценивать загрузку и результативность менеджеров. Ограничение заключается в реактивном характере: CRM фиксирует уже совершённые действия, но не подсказывает, на какого клиента стоит направить усилия в первую очередь, и не прогнозирует вероятность сделки без дополнительных аналитических модулей.

Системы бизнес-аналитики (BI, Business Intelligence) обеспечивают построение отчётов и визуализацию данных о продажах, маркетинге, эффективности сотрудников. BI помогает выявлять закономерности (например, по эффективности скидок и рекламных каналов), но чаще используется для ретроспективного анализа. Без интеграции с предиктивными моделями BI не позволяет автоматически прогнозировать спрос и поведение клиентов.

Скрипты продаж представляют собой заранее разработанные сценарии общения с клиентом, используемые для стандартизации работы менеджеров и ускорения обучения новичков. Их достоинство – снижение зависимости от индивидуального опыта сотрудника и снижение риска пропуска ключевых этапов (предложение тест-драйва, обсуждение условий сделки). Недостаток – жёсткость и шаблонность, которые снижают

естественность коммуникации и не обеспечивают персонализацию [13].

Онлайн-чат и традиционные чат-боты применяются, прежде всего, для обработки типовых запросов (часы работы, запись на сервис, базовые вопросы о наличии). Преимущества – круглосуточная доступность и разгрузка операторов; ограничения – слабое понимание контекста и отсутствие гибкой персонализации ответов [10; 14]. Сравнительная характеристика основных технологий управления продажами автодилеров приведена в таблице 1.

Наконец, интегрированные отраслевые DMS-решения (Dealer Management System), такие как 1С:Альфа-Авто, SAP Automotive Retail, Microsoft Dynamics 365, объединяют данные о продажах, сервисе, складе и финансах. Примером может служить модернизация системы управления автоцентром «Восток», где переход на обновлённую версию 1С-решения позволил сократить трудозатраты персонала, ускорить обработку заказов и повысить оборачиваемость запасов [9]. При этом даже в подобных системах потенциал собранных данных для машинного обучения часто остаётся неиспользованным: они служат источником отчётности, а не основой для предиктивной аналитики.

Обзор научных исследований по применению машинного обучения в автопродажах и розничной торговле. Ряд современных исследований демонстрирует, что применение машинного обучения позволяет существенно повысить точность прогнозирования

и качество управленческих решений в автомобильной и розничной отраслях.

В работе J.M. Rožanec и соавторов предложено сравнение 21 статистического и ML-алгоритма для прогнозирования спроса на продукцию европейского автомобильного производителя на B2B-рынке [1]. Авторы используют реальные данные OEM, рассматривают различные стратегии построения локальных и глобальных моделей и оценивают качество по метрикам MASE и R^2_{adj} , а также проводят статистическую проверку значимости различий между моделями (критерий Уилкоксона). Показано, что глобальные ML-модели при правильной сегментации данных обеспечивают более низкие ошибки прогноза по сравнению с традиционными подходами.

C. Ou-Yang и коллеги исследуют прогнозирование направления изменения продаж импортных автомобилей на рынке Тайваня с использованием гибридной CNN-LSTM-модели и данных онлайн-сентимента [2]. В качестве датасета используются месячные данные о регистрации автомобилей шести брендов (BMW, Lexus, Mazda, Mercedes-Benz, Toyota, Volkswagen) за 2014–2019 гг. и многоисточниковые данные электронного word-of-mouth. Предлагаемая модель сравнивается с логистической регрессией по метрикам accuracy, precision, recall и F1-score; использование онлайн-сентимента и гибридной архитектуры приводит к значимому росту точности классификации направлений движения продаж.

M. Mazur и соавторы анализируют вероятность успешного завершения сделок в дилерских центрах на основе реестра транзакций и атрибутов клиентов [3]. Применяются несколько ML-классификаторов, а модели оцениваются по точности, AUC и другим показателям. Авторы показывают, что модели машинного обучения позволяют ранжировать сделки по вероятности успеха, что создаёт основу для приоритизации работы менеджеров.

В ряде работ внимание уделяется гибридным подходам, сочетающим временные ряды и ML-модели. T.K. Rana и H.J. Chokshi предлагают гибридную архитектуру для прогнозирования помесечных продаж автомобильных моделей на уровне варианта комплектации [6]. Исследование опирается на реальные данные дилера и сравнивает Random Forest, XGBoost, линейную регрессию, а также модели SARIMA и Prophet по RMSE, MAE и R^2 . Лучшие результаты

достигаются при комбинации ML-моделей и методов анализа временных рядов.

Похожие задачи решаются в работе S.V. Anvekar и соавторов, где рассматривается применение алгоритма Prophet и других ML-методов для прогнозирования продаж автомобилей [7]. Авторы подчёркивают важность качественной предобработки данных и учёта сезонов и внешних факторов (например, релизов новых моделей).

Исследование A.K. Sharma демонстрирует использование набора из 23 временных и ML-алгоритмов для прогнозирования спроса на товары автомобильного послепродажного обслуживания (aftermarket), включая десятки тысяч SKU [5]. Модели сравниваются по MAPE, а для выбора лучшего варианта применяется ансамблирование. Работа D.S. Farahani и соавторов показывает, как нейронные сети в сочетании с методом аналитической иерархии (АНП) могут использоваться для прогнозирования продаж Kia и Hyundai в Северной Америке на ограниченных выборках данных [4].

Наконец, R.S. Sambangi анализирует использование ML-моделей (глубокие нейронные сети, RNN, ансамблевые методы) для маркетинга и персонализации в автомобильной отрасли [8]. На данных дилерских кампаний и цифрового поведения клиентов показывается, что применение propensity-, in-market- и affinity-моделей позволяет увеличить точность квалификации лидов и показатели вовлечённости. Обобщённая характеристика рассмотренных эмпирических исследований представлена в таблице 2.

Дополнительный пласт исследований касается применения методов машинного обучения в ритейле и электронной коммерции, что является близким по структуре данных к автомобильным продажам. В работах [9; 10] показано, что модели lead propensity и алгоритмы прогнозирования повторных покупок позволяют существенно повысить точность оценки вероятности отклика клиента. Исследования [11; 12] демонстрируют применение рекомендательных систем для подбора автомобилей и повышения вовлечённости клиентов. В работе [13] рассматриваются методы динамического ценообразования и прогнозирования стоимости автомобилей с пробегом на основе машинного обучения. Исследование [14] представляет обзор ключевых областей применения ML в ритейле и подтверждает актуальность перехода к управлению продажами на основе данных.

Таблица 2

Характеристика эмпирических исследований по применению машинного обучения в автомобильной отрасли и розничной торговле

Источник	Объект и задача исследования	Данные	Методы / модели
Rožanec et al. [1]	Прогноз спроса OEM на B2B-рынке	Реальные данные европейского производителя	21 статистический и ML-алгоритм
Ou-Yang et al. [2]	Прогноз направления изменения продаж на рынке Тайваня	Регистрация авто + онлайн-сентимент	CNN-LSTM vs. логистическая регрессия
Mazur et al. [3]	Оценка вероятности успеха сделки в дилерских центрах	Транзакции и атрибуты клиентов	Сравнение ML-классификаторов
Farahani et al. [4]	Прогноз продаж Kia и Hyundai в Северной Америке	Ограниченные временные ряды продаж	Нейросети + АНР
Sharma [5]	Прогноз спроса в aftermarket-сегменте	Продажи по десяткам тыс. SKU	23 временных и ML-алгоритмов, ансамбли
Rana, Chokshi [6]	Помесячный прогноз продаж на уровне варианта комплектации	Данные реального дилера	Random Forest, XGBoost, SARIMA, Prophet
Anvekar et al. [7]	Прогноз продаж автомобилей	Исторические продажи по моделям	Prophet и другие ML-алгоритмы
Sambangi [8]	ML-маркетинг и персонализация в автоотрасли	Данные кампаний и поведения клиентов	Глубокие нейросети, RNN, ансамбли

Источник: составлено авторами по материалам работ 1–8.

Результаты исследования и их обсуждение

Обобщая результаты указанных исследований, можно выделить несколько общих выводов:

- используются как табличные (продажи, характеристики клиента и автомобиля, макроэкономические показатели), так и текстовые/сентиментные данные (отзывы, онлайн-упоминания);
- стандартный дизайн экспериментов включает разделение данных на обучающую и тестовую выборки, применение кросс-валидации и сравнение ML-моделей с базовыми статистическими методами;
- типовые метрики RMSE, MAE, MAPE, MASE, R^2 , accuracy, precision, recall, F1, AUC, а также статистические тесты значимости различий между моделями;
- ML-подходы, как правило, демонстрируют более высокую точность прогнозов по сравнению с традиционными методами, что создаёт основу для практического использования в автодилерском менеджменте.

Российский и зарубежный опыт внедрения ИИ в автодилерском бизнесе. За рубежом (США, Европа, Китай) большинство дилерских сетей давно используют DMS и CRM-системы, а в последние годы активно внедряют ИИ-решения поверх этих

платформ. В США распространены платформы класса automotiveMastermind и аналоги, интегрирующиеся с CRM и строящие поведенческие индексы готовности клиента к покупке на основе истории владения автомобилем, обращений в сервис и цифрового поведения [15]. Это позволяет дилеру точнее выбирать момент для предложения обновления автомобиля и повысить долю повторных продаж.

В европейских странах развиваются решения для интеллектуального распределения лидов и автоматизации маркетинга. Примеры включают AI-модули, которые анализируют геолокацию и профиль запросов и автоматически направляют онлайн-обращения клиентам в подходящий дилерский центр, сокращая время ответа и повышая конверсию. Отдельное направление – использование нейросетей для генерации и персонализации контента (видеопрезентаций, текстовых описаний) по автомобилям, что ускоряет наполнение онлайн-витрин [18].

Китайские автодилеры демонстрируют высокий уровень экспериментов с робототехникой и экосистемными данными. Так, ряд дилеров Chery внедряет в шоурумах гуманоидных роботов-консультантов, способных вести диалог, отвечать на вопросы о моделях и сопровождать посети-

теля по салону [12]. Параллельно дилеры используют данные из суперприложений и социальных платформ для таргетирования предложений и построения моделей вероятности покупки.

В России внедрение ИИ пока носит точечный характер, но сформировался ряд решений. Системы контроля качества коммуникаций на базе распознавания речи позволяют ежедневно анализировать звонки и встречи в салоне, выявляя проблемные точки в работе менеджеров и помогая выстраивать обучение [11]. Платформа TD.Connect, разработанная компанией TradeDealer, использует QR-коды на автомобилях, поведение посетителей сайта и данные CRM для автоматического формирования персональных подборок и коммуникаций с клиентом [16; 17]. В совокупности это демонстрирует готовность крупных игроков к переходу от статичных регламентов к управлению на основе данных.

Концепция интеграции ML-решений в систему 1С:Альфа-Авто. Большинство российских дилеров уже имеют внедрённые корпоративные системы, в том числе 1С:Альфа-Авто. В них аккумулируются данные о продажах новых и поддержанных автомобилей, сервисных операциях, складских остатках, а также базовые сведения о клиентах и их обращениях. Эти данные представляют собой основу для построения следующих ML-модулей:

1. Модуль прогнозирования продаж и спроса

Модуль использует исторические данные по продажам автомобилей и услуг, а также внешние факторы (сезонность, маркетинговые акции, макроэкономические индикаторы). На основе подходов, описанных в работах [1; 4; 6], возможно построение моделей, прогнозирующих объёмы продаж по моделям и комплектациям, а также вероятности достижения плановых показателей. Это позволяет более обоснованно формировать планы закупок и маркетинговые активности.

2. Модуль приоритизации лидов и сделок

Опираясь на идеи lead scoring и оценки вероятности успеха сделки [3; 8], на данных CRM 1С:Альфа-Авто можно обучить классификаторы, оценивающие вероятность покупки для каждого лида (учитывая источник, историю контактов, интерес к моделям, прошлые покупки). В интерфейсе CRM это может быть реализовано в виде индек-

са готовности к сделке и списка «горячих» лидов, что помогает менеджерам концентрировать усилия на наиболее перспективных клиентах.

3. Модуль персонализированных коммуникаций

Используя опыт ML-маркетинга в автомобильной отрасли [8], целесообразно внедрять модели propensity- и affinity-типа, которые, анализируя историю покупок, сервисных обращений и цифровое поведение, предлагают: (1) персональные предложения по замене автомобиля; (2) релевантные дополнительные услуги и продукты; (3) графики и поводы для контакта. Технически это требует интеграции 1С:Альфа-Авто с каналами коммуникаций (e-mail, SMS, мессенджеры) и оркестрации кампаний.

4. Модуль оптимизации запасов и ценообразования

С опорой на работы по прогнозированию спроса и динамическому ценообразованию в автоотрасли [1; 5; 7] могут быть построены модели, которые:

- прогнозируют спрос на новые и поддержанные автомобили и ключевые группы запасных частей;
- предлагают рекомендации по изменению цен и скидок с учётом конкуренции и истории продаж;
- выявляют риск неликвидов и формируют предупредительные сигналы для менеджеров.

5. Модуль аналитики качества работы менеджеров

Решения класса speech & video analytics, описанные в отраслевых источниках [10; 11; 14], позволяют анализировать аудио- и видеозаписи коммуникаций с клиентами, оценивать соблюдение стандартов, выявлять типичные возражения и успешные сценарии. Интеграция результатов такой аналитики с данными 1С даёт возможность строить замкнутый контур улучшения: от измерения – к обучению и корректировке скриптов.

Ключевыми предпосылками успешной интеграции являются:

- достаточное качество и полнота данных (отсутствие «дыр» в истории контактов, единые справочники, корректная идентификация клиентов);
- выбор понятных метрик качества моделей (для прогнозирования – RMSE/MAE/MASE, для классификации – Accuracy, AUC, F1-score) и прозрачное сравнение с текущими практиками планирования;

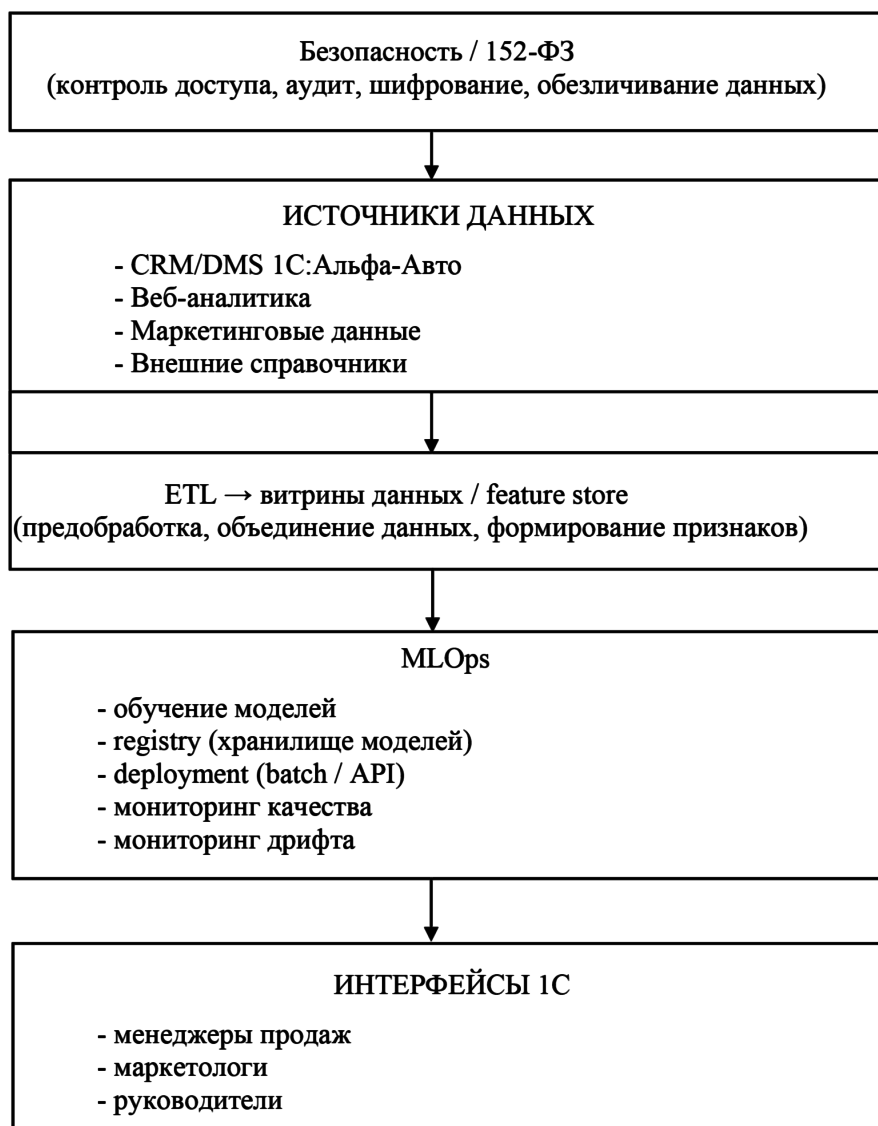


Схема интеграции ML-модулей в систему 1С:Альфа-Авто
Источник: составлено авторами

- пилотное внедрение с контролем эффекта (например, сравнение конверсии и выручки в пилотных и контрольных подразделениях в течение 3–6 месяцев);

- обучение персонала работе с рекомендациями ИИ и формирование доверия к моделям.

Концептуальная архитектура интеграции ML-решений в систему 1С:Альфа-Авто представлена на рисунке. Она включает источники данных, витрины, контур MLOps, мониторинг качества моделей и роль различных групп пользователей.

Постановка эксперимента и дизайн пилотного проекта. Для проверки эффективности предложенных ML-модулей в ре-

альных условиях автодилерской компании необходимо сформировать экспериментальный дизайн пилотного проекта. В качестве базовой информационной системы рассматривается 1С:Альфа-Авто, в которой аккумулируются данные о продажах, сервисных операциях и взаимодействиях с клиентами.

В рамках пилота предполагается использовать следующие источники данных:

- CRM/DMS 1С:Альфа-Авто: информация о сделках по новым и подержанным автомобилям, лидах, заявках на тест-драйв, обращениях в сервис, а также история контактов с клиентами;

- данные веб-аналитики: посещения сайта дилера, просмотры карточек автомо-

билей, клики по акциям, расчёты кредитных предложений;

- справочники автомобилей: марка, модель, комплектация, возраст, пробег, цена, наличие на складе;

- данные о маркетинговых воздействиях: участие клиента в акциях, канал привлечения, размер скидок и спецпредложений.

В зависимости от задачи для ML-модулей формируются отдельные наборы признаков и целевых переменных:

1. Модуль прогнозирования продаж и спроса:

- целевая переменная: количество проданных автомобилей (или выручка) по модели, комплектации и периоду;

- признаки: сезонность, характеристики автомобилей, ценовые параметры, маркетинговые активности, агрегированные показатели спроса в прошлые периоды.

2. Модуль приоритизации лидов (lead propensity):

- целевая переменная: бинарный признак «совершена покупка / не совершена» в заданном горизонте (например, 30 дней) после первого обращения;

- признаки: источник лида, количество и тип контактов, интерес к моделям, история владения автомобилями, демографические характеристики клиента.

3. Модуль персонализированных рекомендаций:

- целевая переменная: отклик клиента на персональное предложение (клик, запрос, запись на тест-драйв, покупка);

- признаки: история покупок и сервисных обращений, предпочтения по типу кузова и бюджету, цифровое поведение на сайте и в коммуникационных каналах.

4. Модуль динамического ценообразования и управления запасами:

- целевая переменная: оптимальная цена либо вероятность продажи автомобиля по заданной цене в периоде;

- признаки: технические характеристики и состояние автомобиля, длительность экспозиции, наличие аналогичных позиций на складе, история изменения цен, данные по спросу.

Разбиение выборок. Для обучения моделей используется стандартное разбиение данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки (например, 60/20/20) с учётом временного порядка. Для задач классификации применяется стратифицированное разбиение, обеспечивающее со-

поставимую долю положительного класса (успешных сделок или откликов) в каждой выборке. При наличии достаточного объёма данных возможно использование кросс-валидации.

Метрики качества. Для задач классификации и оценки склонности клиента к покупке используются:

- ROC-AUC и PR-AUC для оценки качества ранжирования лидов;

- lift- и uplift-кривые для анализа процента конверсии в верхних квантилях скоринговой шкалы;

- F1-мера, точность и полнота для контроля баланса между «пропущенными» и «ложноположительными» лидами.

Для задач прогнозирования спроса и динамического ценообразования применяются:

- sMAPE и WAPE для оценки относительной ошибки прогноза;

- RMSE и MAE для анализа абсолютных отклонений фактических и прогнозных значений;

- коэффициент детерминации R^2 для сравнения моделей с простыми базовыми подходами.

Дизайн A/B-тестирования и критерии значимости. Для оценки влияния ML-модулей на бизнес-показатели используется серия A/B-экспериментов. Например, для модуля приоритизации лидов одна группа менеджеров работает по существующим регламентам, а другая – с учётом скоринговых оценок модели. Горизонт эксперимента составляет не менее 3 месяцев, чтобы накопить достаточное количество завершённых сделок. Основные метрики эффекта: конверсия лида в сделку, средний валовой доход на лид, скорость обработки обращений.

Аналогичный дизайн применяется для проверки персонализированных коммуникаций и динамического ценообразования: пилотная группа клиентов получает предложения и цены, сформированные на основе ML-моделей, контрольная – по текущим правилам. Статистическая значимость различий по ключевым метрикам оценивается с использованием параметрических (t-критерий) или непараметрических тестов (Манна–Уитни) при уровне значимости $\alpha = 0,05$. Результаты экспериментальных сравнений позволяют количественно оценить вклад ML-решений в выручку и маржинальность дилерского центра.

Заключение

Проведённое исследование позволило систематизировать современные подходы к применению методов машинного обучения в управлении продажами автодилерских компаний. Аналитический обзор продемонстрировал ключевые направления использования ML-технологий, а также выявил их потенциал для повышения точности прогнозирования спроса, персонализации взаимодействия с клиентами и оптимизации процессов.

Предложенная концепция интеграции ML-модулей в систему 1С:Альфа-Авто

отражает возможности по внедрению предиктивной аналитики, интеллектуальной приоритизации лидов и адаптивных коммуникаций.

Практическая значимость работы заключается в формировании методических ориентиров для автодилеров, планирующих переход к управлению на основе данных. Перспективы дальнейших исследований связаны с проведением пилотных внедрений и сравнительной оценкой эффективности предложенных решений в реальных условиях бизнеса.

Библиографический список

1. Rožanec J.M., Kažič B., Škrjanc M. et al. Automotive OEM Demand Forecasting: A Comparative Study of Forecasting Algorithms and Strategies // *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11, No. 15. 6787. DOI: 10.3390/app11156787. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/15/6787> (дата обращения: 15.10.2025).
2. Ou Yang C., Chou S.-C., Juan Y.-C. Improving the Forecasting Performance of Taiwan Car Sales Movement Direction Using Online Sentiment Data and CNN-LSTM Model // *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12, No. 1550. DOI: 10.3390/app12031550. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/3/1550> (дата обращения: 17.10.2025).
3. Mazur M., Stopka O., Stopková M. et al. Assessing the Success of Automotive Sales Transactions Using Selected Machine Learning Algorithms // *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, No. 21. 11562. DOI: 10.3390/app152111562. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/21/11562> (дата обращения: 15.10.2025).
4. Farahani D.S., Momeni M., Amiri N.S. Car Sales Forecasting Using Artificial Neural Networks and Analytical Hierarchy Process. Case Study: Kia and Hyundai Corporations in the USA // *DATA ANALYTICS 2016: The Fifth International Conference on Data Analytics*. 2016. P. 56–61. URL: https://www.thinkmind.org/index.php?view=article&articleid=data_analytics_2016_3_30_60055 (дата обращения: 15.10.2025).
5. Sharma A.K. Demand Forecasting Using Coupling of Machine Learning and Time Series Models For The Automotive After Market Sector // *2021 5th International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer Technologies and Optimization Techniques (ICEECCOT)*. 2021. P. 832–839. DOI: 10.1109/ICEECCOT52851.2021.9708010. URL: https://www.researchgate.net/publication/358649401_Demand_Forecasting_Using_Coupling_Of_Machine_Learning_And_Time_Series_Models_For_The_Automotive_After_Market_Sector (дата обращения: 12.10.2025).
6. Rana T.K., Chokshi H.J. A Hybrid Machine Learning and Seasonal Time Series Framework for Variant-Level Monthly Car Sales Forecasting in the Automotive Industry // *Journal of Information Systems Engineering and Management*. 2024. Vol. 9, No. 4s. DOI: 10.52783/jisem.v9i4s.12210. URL: <https://www.jisem-journal.com/article/a-hybrid-machine-learning-and-seasonal-time-series-framework-for-variant-level-monthly-car-sales-12210> (дата обращения: 15.10.2025).
7. Anvekar S.V., Gurav P.S., Oza K.S. Sales Forecasting Prediction using Machine Learning // *International Journal of Electrical, Electronics and Computer Systems*. 2025. Vol. 14, No. 1. P. 15–19. URL: <https://www.journals.mriindia.org/index.php/ijeeacs/article/view/1423> (дата обращения: 15.10.2025).
8. Sambangi R.S. AI-Based Marketing in the Automotive Industry: Leveraging Propensity, in-Market, Near-Market, and Affinity Modeling // *International Journal of Research in Computer Applications and Information Technology (IJRCAIT)*. 2025. Vol. 8, Issue 1. P. 2381–2396. URL: <https://ijrcat.com/archives/volume-8/issue-1/ijrcat0703025> (дата обращения: 18.10.2025).
9. Liu C.J., Chang C.H., Liu Y.C. Machine learning-based e-commerce platform repurchase behavior prediction // *PLOS ONE*. 2020. Vol. 15, No. 11. e0243105. DOI: 10.1371/journal.pone.0243105. URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0243105> (дата обращения: 19.10.2025).
10. Chou P., Chuang H.H.-C., Chou Y.-C., Liang T.-P. Predictive analytics for customer repurchase: Interdisciplinary integration of Buy Till You Die modeling and machine learning // *European Journal of Operational Research*. 2022. Vol. 296, No. 2. P. 635–651. DOI: 10.1016/j.ejor.2021.04.026. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221721003222> (дата обращения: 15.10.2025).

11. Cai W., Yang M., Lin L. An Inspiration Recommendation System for Automotive Styling Design Based on User Behavior and Group Preferences // *Systems*. 2024. Vol. 12, No. 11. 491. DOI: 10.3390/systems12110491. URL: <https://www.mdpi.com/2079-8954/12/11/491> (дата обращения: 15.10.2025).
12. Liu H.-W., Wu J.-Z., Wu F.-L. An App-Based Recommender System Based on Contrasting Automobiles // *Processes*. 2023. Vol. 11, No. 3. 881. DOI: 10.3390/pr11030881. URL: <https://www.mdpi.com/2227-9717/11/3/881> (дата обращения: 11.10.2025).
13. Fayyaz I., Ali G.G.M.N., Khairunnesa S.S. Advanced Feature Engineering and Machine Learning Techniques for High Accurate Price Prediction of Heterogeneous Pre-Owned Cars // *Vehicles*. 2025. Vol. 7, No. 3. 94. DOI: 10.3390/vehicles7030094. URL: <https://www.mdpi.com/2624-8921/7/3/94> (дата обращения: 15.10.2025).
14. Brackmann C. Identifying Application Areas for Machine Learning in the Retail Industry // *SN Computer Science*. 2023. Vol. 4. Art. 222. DOI: 10.1007/s42979-023-01622-5. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42979-023-01622-5> (дата обращения: 14.10.2025).
15. 1С-Рарус модернизировал систему управления автоцентром ТЦ «Восток» // РБК Компании. 14.08.2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://companies.rbc.ru/news/PU30EujVpP/1s-rarus-moderniziroval-sistemu-upravleniya-avtotstentrom-tts-vostok/> (дата обращения: 13.10.2025).
16. Как ИИ помогает автодилерам: решение ключевых задач // SMART&CLEVER. 23.02.2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://smartandclever.ai/how-ai-helps-car-dealers/> (дата обращения: 13.10.2025).
17. SteadyControl. Технологии искусственного интеллекта в продажах авто. 2023. [Электронный ресурс]. URL: <https://steadycontrol.com/tehnologii-iskusstvennogo-intellekta-v-prodazhah-avto/> (дата обращения: 13.10.2025).
18. Knutsson K. AI humanoid robot is changing the way you buy cars at dealerships // Fox News. 17.05.2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.foxnews.com/tech/ai-humanoid-robot-changing-way-you-buy-cars-dealerships> (дата обращения: 13.10.2025).
19. Скрипты продаж: достоинства и недостатки // ProReklam. [Электронный ресурс]. URL: <https://proreklam.ru/info/skripty-prodazh/> (дата обращения: 13.10.2025).
20. Jauncey P. Why Car Dealers Are Switching from Chatbots to AI Virtual Assistants // MotorTech. 20.06.2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://motortech.ai/motortech-blog/why-car-dealers-are-switching-from-chatbots-to-ai-virtual-assistants> (дата обращения: 13.10.2025).
21. How AI is Changing the Automotive Retail Industry // automotiveMastermind. 08.11.2024. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.automotivemastermind.com/blog/predictive-analytics/how-ai-is-changing-the-automotive-retail-industry/> (дата обращения: 13.10.2025).
22. TD.Connect – новый продукт, созданный на основе ИИ и машинного обучения... // Корпоративный блог TradeDealer. 25.11.2024. [Электронный ресурс]. URL: <https://tradedealer.ru/company/blog/tpost/yytrt8j7l1-marketing-v-avtobiznese> (дата обращения: 13.10.2025).
23. TradeDealer / Artsofte. Создаём IT продукты, которые становятся стандартами отрасли. 2023. [Электронный ресурс]. URL: <https://artsofte.ru/sites/default/files/press/artsofte.pdf> (дата обращения: 13.10.2025).
24. Sjöberg J.-P. From Hollywood to the Dealership: How AI is Rewriting the Future of Car Sales // Digital Dealer. 14.10.2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://digitaldealer.com/news/from-hollywood-to-the-dealership-how-ai-is-rewriting-the-future-of-car-sales/167731/> (дата обращения: 13.10.2025).