

Романчук Д.Р.,

магистр

1 курс, факультет «Бизнес-информатика»

Московский финансово-юридический университет МФЮА

Россия, г. Москва

MLOPS-КОНТУР ВНЕДРЕНИЯ МОДЕЛЕЙ МАРКЕТИНГОВОГО АНАЛИЗА В УПРАВЛЕНИЕ ПРОДАЖАМИ

***Аннотация.** В статье рассматривается MLOps-подход к внедрению моделей маркетингового анализа в управление продажами цифровой компании. Показано, что модели lead scoring, прогнозирования продаж и клиентской сегментации требуют не только обучения, но и регулярного мониторинга качества, контроля дрейфа данных и переобучения. Предложен компактный MLOps-контур, объединяющий CRM-данные, витрину признаков, обучение модели, оценку качества, внедрение в BI/CRM-среду и обновление модели. На учебном примере показано, что изменение структуры лидов снижает качество скоринговой модели, а переобучение частично восстанавливает точность ранжирования клиентов.*

***Ключевые слова:** бизнес-информатика, MLOps, маркетинговый анализ, управление продажами, lead scoring, CRM, BI-системы, машинное обучение.*

***Annotation.** The article considers the MLOps approach to implementing marketing analytics models in sales management of a digital company. It is shown that lead scoring, sales forecasting and customer segmentation models require not only training, but also regular quality monitoring, data drift control and retraining. A compact MLOps pipeline is proposed, combining CRM data, feature preparation, model training, quality assessment, deployment into BI/CRM systems and model updating. A synthetic educational example demonstrates that changes in lead structure reduce model quality, while retraining partially restores ranking accuracy.*

Key words: *business informatics, MLOps, marketing analysis, sales management, lead scoring, CRM, BI systems, machine learning.*

Вводная часть и новизна

Цифровизация продаж приводит к накоплению больших массивов данных о клиентах, лидах, заказах, рекламных кампаниях и обращениях в сервисную поддержку. На основе этих данных компании применяют маркетинговую аналитику: RFM-сегментацию, lead scoring, прогнозирование спроса и оценку эффективности каналов привлечения. Однако практическая ценность таких моделей снижается, если они внедряются как разовый аналитический проект. Поведение клиентов, структура трафика, ассортимент и сезонность меняются, поэтому модель, точная в момент запуска, через несколько месяцев может давать менее полезные рекомендации.

Для управления продажами это означает риск ошибочной приоритизации лидов, неточного прогноза спроса и снижения качества персональных предложений. Поэтому задача бизнес-информатики состоит не только в выборе алгоритма, но и в организации жизненного цикла модели: от подготовки данных до мониторинга и регулярного обновления. Таким инструментом является MLOps – подход к промышленной эксплуатации моделей машинного обучения, развивающий идеи DevOps с учетом специфики данных, признаков и качества предсказаний.

Новизна исследования состоит в адаптации MLOps-контура к задачам маркетингового анализа в управлении продажами. В отличие от разового использования моделей предлагается рассматривать их как элементы непрерывного цикла: данные → признаки → модель → внедрение → мониторинг → переобучение → управленческое решение.

Теоретические основы и методика исследования

Классический проект анализа данных часто описывается логикой CRISP-DM: понимание бизнес-задачи, анализ данных, подготовка, моделирование,

оценка и внедрение [1]. Для цифровых продаж эта логика остается полезной, но требует дополнения. После внедрения модели необходимо контролировать, не изменились ли данные и не снизилось ли качество рекомендаций. В исследованиях по MLOps подчеркивается, что промышленное машинное обучение соединяет data engineering, machine learning и software engineering, поскольку модель должна быть не только обучена, но и стабильно работать в продуктивной среде [3].

Особенность ML-систем состоит в наличии скрытого технического долга: качество решения зависит от кода, данных, признаков, бизнес-процессов и обратной связи пользователей [2]. В продажах это проявляется особенно заметно. Например, если менеджеры обрабатывают только лиды с высоким скоринговым баллом, в данных постепенно меняется структура наблюдений, а модель может хуже распознавать новые перспективные сегменты. Поэтому MLOps-контур должен включать мониторинг распределений признаков, бизнес-KPI и метрик качества модели.

Объектом исследования является аналитический процесс управления продажами цифровой компании. Предмет исследования – организация жизненного цикла моделей, используемых для lead scoring, прогнозирования продаж и клиентской сегментации. В качестве базового сценария рассматривается компания, где данные из CRM, интернет-магазина и рекламных систем объединяются в витрину продаж, а результаты моделей передаются в CRM или BI-дашборд руководителя.

MLOps-контур маркетинговой аналитики продаж

Предлагаемый контур включает шесть укрупненных этапов: сбор данных, подготовку признаков, обучение и оценку модели, внедрение в CRM/BI-среду, мониторинг качества и переобучение. Такая группировка позволяет сохранить управляемость процесса и не перегружать регламент лишними техническими деталями.

Рисунок 1 показывает общую схему предлагаемого MLOps-контура.

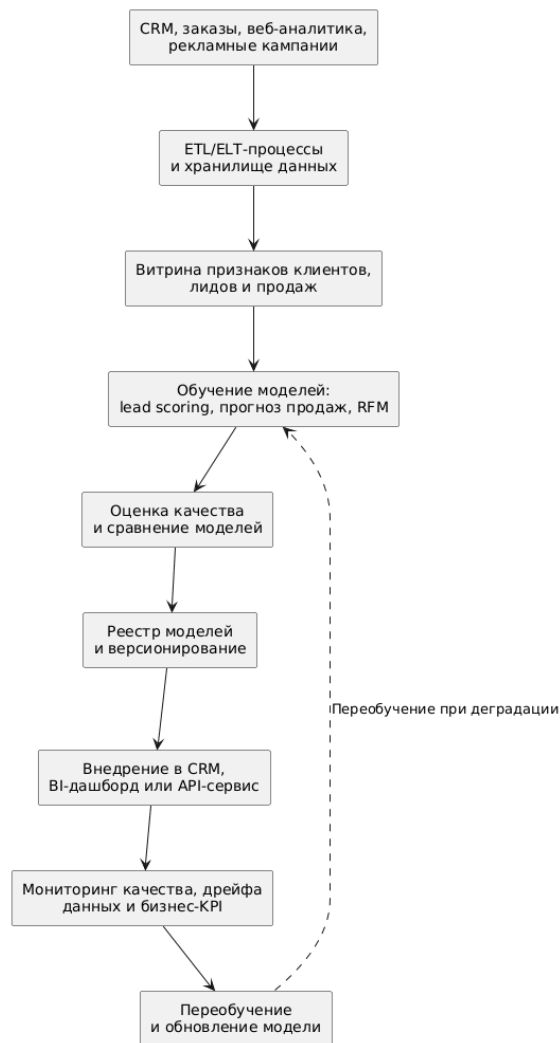


Рисунок 1. MLOps-контур маркетинговой аналитики продаж

На первом этапе данные о лидах, заказах, клиентах и рекламных кампаниях поступают в хранилище. На втором этапе рассчитываются признаки: источник лида, количество касаний, время до первого ответа, RFM-показатели, история покупок и реакция на коммуникации. Далее обучается модель, например логистическая регрессия, дерево решений или модель временного ряда. После оценки качества результат внедряется в CRM или BI-систему, где менеджер видит приоритет лида, маркетолог — клиентский сегмент, а руководитель — прогноз продаж. Завершающие этапы связаны с мониторингом дрейфа данных и переобучением модели при снижении качества.

Для практического применения MLOps-контур должен быть связан не только с техническими метриками, но и с управленческими результатами. Это отражено в таблице 1.

Таблица 1.

Этапы MLOps-контура и управленческий результат

Этап	Данные	Метод	Контроль	Результат
Сбор	CRM, заказы, лиды, кампании	ETL/ELT	полнота, дубли, актуальность	единая витрина продаж
Признаки	история покупок, RFM, статусы лидов	feature engineering	стабильность расчётов	готовые данные для моделей
Модель	обучающая выборка	lead scoring, прогноз, сегментация	ROC-AUC, MAPE, precision@k	приоритеты лидов и прогноз спроса
Внедрение	баллы, сегменты, прогнозы	CRM, BI, API	корректность передачи	поддержка решений менеджеров
Мониторинг	новые сделки и продажи	контроль дрейфа	падение метрик и KPI	сигнал к переобучению

Примечание к таблице 1. ROC-AUC – показатель качества бинарной классификации; precision@k – доля фактически сконвертировавшихся лидов среди k лидов с наивысшим скоринговым баллом; MAPE – средняя абсолютная процентная ошибка прогноза.

Учебный пример применения MLOps

Для проверки предложенной логики был использован учебный синтетический набор данных, имитирующий работу интернет-магазина и CRM за 12 месяцев. Набор включал 9 800 лидов, 2 140 клиентов, 6 источников привлечения и историю заказов. Целевая переменная принимала значение 1, если лид завершался заказом в течение 30 дней.

На данных первых шести месяцев была обучена модель lead scoring. Лучший результат показала логистическая регрессия: ROC-AUC составил 0,79, а верхние 20% лидов по скоринговому баллу содержали 46% будущих

конверсий. Затем модель применялась к данным следующих месяцев без обновления. После изменения структуры рекламного трафика и роста доли мобильных пользователей ROC-AUC снизился до 0,68, а доля будущих конверсий в верхнем сегменте – до 34%.

Мониторинг показал дрейф по признакам «источник лида», «тип устройства», «категория интереса» и «время до первого ответа». После переобучения на обновленных данных ROC-AUC повысился до 0,76, а доля будущих конверсий в верхних 20% лидов достигла 43%. Следовательно, модель не полностью вернулась к первоначальному качеству, но вновь стала полезной для приоритизации работы менеджеров.

Для наглядного подтверждения результатов учебного примера на рисунке 2 представлена динамика качества модели lead scoring на трёх этапах MLOps-контура: после первичного обучения, при использовании модели без переобучения и после обновления модели на новых данных.

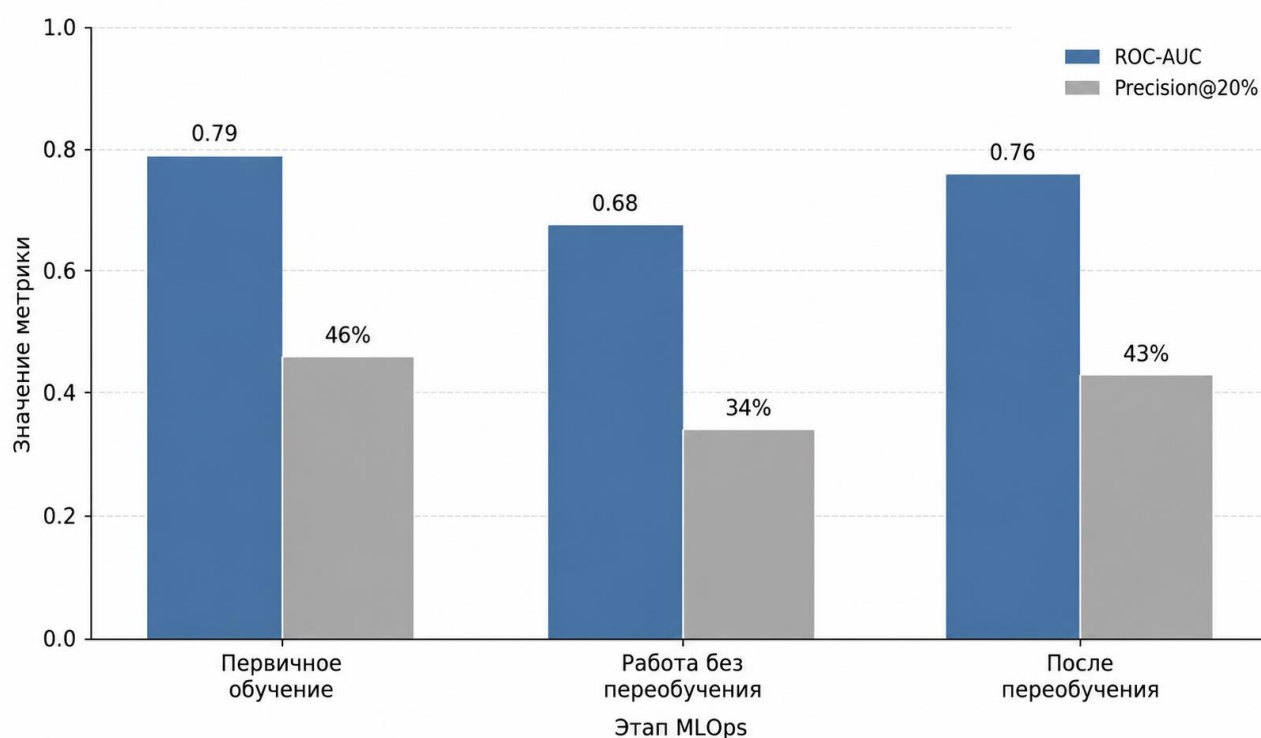


Рисунок 2. Динамика качества модели lead scoring в учебном примере применения MLOps

Как видно из рисунка, при изменении структуры лидов качество модели заметно ухудшается, что снижает её практическую полезность для приоритизации работы менеджеров. После переобучения показатели качества возрастают, что подтверждает необходимость мониторинга модели и её регулярного обновления в рамках MLOps-подхода. Таким образом, учебный пример показывает, что ценность MLOps заключается не только в автоматизации внедрения модели, но и в обеспечении устойчивости её качества в меняющейся цифровой среде продаж/

Практическая значимость и выводы

Практическая значимость MLOps для управления продажами состоит в переводе маркетинговой аналитики из режима разового исследования в регулярный бизнес-процесс. Менеджеры получают актуальные скоринговые баллы, маркетологи – более точные сегменты клиентов, а руководители – контролируемые прогнозы и показатели качества моделей.

Важным условием является связь технических и бизнес-метрик. ROC-AUC, MAPE или precision@k не являются самоцелью, но они показывают, насколько модель помогает повышать конверсию, выручку, LTV и выполнение плана продаж. Поэтому MLOps-контур должен фиксировать как качество модели, так и эффект её применения в CRM- и BI-системах.

В статье показано, что MLOps-контур является эффективным инструментом внедрения моделей маркетингового анализа в управление продажами. Он объединяет сбор данных, подготовку признаков, обучение, оценку, внедрение, мониторинг и переобучение. Дальнейшее развитие исследования может быть связано с применением подхода на данных конкретной компании и проведением A/B-тестирования экономического эффекта.

Использованные источники:

1. Chapman, P. CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide / P. Chapman, J. Clinton, R. Kerber [et al.]. – SPSS, 2000. – 76 p.

2. Sculley, D. Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems / D. Sculley, G. Holt, D. Golovin [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2015. – P. 2503-2511.
3. Kreuzberger, D. Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture / D. Kreuzberger, N. Kühn, S. Hirschl // IEEE Access. – 2023. – Vol. 11. – P. 31866-31879.
4. Google Cloud. MLOps: Continuous delivery and automation pipelines in machine learning [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://docs.cloud.google.com/architecture/mlops-continuous-delivery-and-automation-pipelines-in-machine-learning>.
5. Wu, M. The state of lead scoring models and their impact on sales performance / M. Wu, P. Andreev, M. Benyoucef // Information Technology and Management. – 2024. – Vol. 25, No. 1. – P. 69-98.
6. Hyndman, R. J. Forecasting: Principles and Practice / R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos. – 3rd ed. – OTexts, 2021. – URL: <https://otexts.com/fpp3/>.