

**СИСТЕМА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ОПЕРАЦИОННЫХ ДАННЫХ ПОЛЕВОГО  
МЕРЧАНДАЙЗИНГА**Хусаинов А.Р.<sup>1</sup>Научный руководитель – канд. техн. наук, доцент Ефимова В.А.<sup>1</sup><sup>1</sup>Университет ИТМО**Введение**

В системах автоматизации продаж (SFA) накапливается значительный объём структурированных данных о визитах мерчандайзеров: идентификаторы торговых точек, временные метки, GPS-координаты, результаты визитов и текстовые комментарии сотрудников [1]. Несмотря на потенциальную аналитическую ценность, эти данные практически не используются для принятия операционных решений: информация о проблемах в торговых точках остаётся нераспознанной, а планирование визитов не учитывает историю предыдущих посещений. Цель работы — автоматизировать преобразование операционных данных SFA-платформы в структурированные аналитические признаки, пригодные для поддержки операционного планирования [2].

**Основная часть**

Система реализована в виде ETL-пайплайна, состоящего из четырёх модулей: извлечения данных, семантического анализа комментариев, вероятностной оценки доступности торговых точек и формирования аналитической витрины. Источником данных служит корпоративная СУБД PostgreSQL. Каждая запись о визите содержит GPS-координаты, что позволяет применять методы анализа траекторных данных для верификации факта присутствия сотрудника в точке [1].

Для семантического анализа текстовых комментариев используется локально развёрнутая большая языковая модель (LLM) Qwen-14B через фреймворк Ollama. Выбор обусловлен требованиями конфиденциальности корпоративных данных. Модель размечает комментарии по бинарным флагам: проблемы с оборудованием, конфликты с персоналом магазина, отсутствие товара на полке. Принципиальное архитектурное решение состоит в том, что LLM выполняет исключительно роль экстрактора признаков, тогда как числовые оценки риска формируются алгоритмически — это устраняет нестабильность прямых числовых суждений модели и обеспечивает воспроизводимость результатов [2, 3].

Модуль оценки доступности реализует двухуровневую методологию. На первом уровне — эмпирический baseline: по истории визитов строится распределение времени восстановления для каждого из трёх классов причин закрытия (технические неисправности, плановый ремонт, постоянное закрытие). Вероятность открытия точки в текущий момент вычисляется как доля исторических инцидентов аналогичного класса, завершившихся к истекшему числу дней. Анализ распределений подтвердил статистически значимые различия между классами, что обосновывает их раздельное рассмотрение. На втором уровне планируется обучение ML-модели с количественным сравнением точности относительно baseline по метрикам AUC и MAE.

Агрегированный рейтинг торговой точки формируется как взвешенная комбинация метрики физической доступности и метрики проблемности, полученной из LLM-флагов. Результат отображается в трёхзонной шкале светофора. Валидация рейтинга выполняется ретроспективно — на данных, предшествующих текущему периоду, что исключает эффект обратной связи, при котором сам рейтинг влияет на поведение менеджеров и искажает проверяемый показатель.

**Выводы**

Разработанный прототип пайплайна демонстрирует практическую возможность преобразования структурированных операционных данных и текстовых комментариев мерчандайзеров в измеримые аналитические признаки, пригодные для операционного планирования.

Показано, что LLM целесообразно применять как инструмент извлечения признаков, но не как источник прямых числовых оценок: алгоритмический расчёт на основе LLM-флагов обеспечивает воспроизводимость и интерпретируемость результатов.

Предложена двухуровневая методология оценки доступности торговых точек — эмпирический baseline, ML-модель с количественным сравнением точности и концепция агрегированного рейтинга Store Score с ретроспективной валидацией. Перспективные направления включают применение статистических методов прогнозирования времени восстановления торговых точек и разработку рейтингов эффективности полевых сотрудников.

**Литература**

1. Zheng Y. Trajectory data mining: an overview // ACM Trans. Intell. Syst. Technol. – 2015. – Vol. 6, no. 3. – P. 1–41.
2. Dunn A. et al. Structured information extraction from complex scientific text with fine-tuned large language models // arXiv. – 2022. – arXiv:2212.05238.
3. Kim S. et al. Prometheus 2: An Open Source Language Model Specialized in Evaluating Other Language Models // Proceedings of EMNLP 2024. – arXiv:2405.01535.

Хусаинов А.Р. \_\_\_\_\_  
Ефимова В.А. \_\_\_\_\_