

## АВТОМАТИЗАЦИЯ АНАЛИЗА ПРОЦЕССОВ РАЗРАБОТКИ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДАПТИРОВАННЫХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ

*Красёв П.А., студент*

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

*Калугина М.А. – канд. физ.-мат. наук, доцент*

**Аннотация.** В работе приведены результаты исследования возможности автоматической генерации рекомендаций на основе показателей системы управления проектами с использованием дообученной языковой модели. Модель интерпретирует входные количественные метрики и выявляет узкие места процесса. Оценка качества генерации производится с помощью стандартных NLP-метрик (Perplexity, BLEU, ROUGE-L, BERTScore) для анализа связности и семантической точности, а также специальных предметных показателей: оценки релевантности анализа и индекса практической выполнимости предложенных шагов по улучшению.

Современные процессы разработки программного обеспечения характеризуются высокой динамикой и сложностью взаимодействия участников, что предъявляет повышенные требования к средствам мониторинга и проектного управления. Эти системы аккумулируют значительные массивы данных о ходе работ, однако эффективность использования этой информации напрямую зависит от качества её интерпретации. Особую значимость приобретает задача трансформации сырых количественных данных в качественные управленческие решения.

Актуальность исследования обусловлена проблемой когнитивной нагрузки на руководителей проектов при анализе метрик эффективности. Существующие инструменты визуализации предоставляют статистические показатели (время выполнения, пропускная способность), но не объясняют причинно-следственные связи возникновения «узких мест». Выявление скрытых паттернов в рабочих процессах и формулирование стратегии их оптимизации зачастую остаются субъективными задачами, зависящими от экспертного опыта конкретного менеджера, что затрудняет масштабирование эффективных практик.

В связи с этим перспективным направлением является внедрение методов машинного обучения для автоматизации аудита процессов разработки. Применение больших языковых моделей, адаптированных под предметную область, позволяет не только фиксировать отклонения показателей, но и генерировать интерпретируемые рекомендации по их устранению. Подобные системы способны обеспечить объективную оценку состояния команды и предложить конкретные шаги по улучшению на основе исторического контекста.

В данной статье приведены результаты работы, идея которой заключается в исследовании метода автоматической генерации аналитических отчетов в системе управления проектами. В основе подхода, разработанного для решения этой задачи, лежит преобразование вычисляемых метрик процесса в текстовое описание проблем и рекомендаций с использованием предварительно дообученной языковой модели.

Анализ эффективности работы команды в исследовании строится на базе объективных метрик потока задач. Ключевыми показателями выступают время цикла (интервал от начала работы до ее завершения), пропускная способность системы и плотность распределения задач по этапам жизненного цикла. Агрегация данных показателей позволяет сформировать вектор состояния проекта, который служит входными данными для алгоритмов машинного обучения [1].

В качестве инструмента генерации рекомендаций используются модели на архитектуре transformer, применяющие механизм self-attention для выявления сложных зависимостей в данных. Процесс дообучения модели представляет собой направленную корректировку весов нейронной сети на специализированном наборе данных, содержащем пары «метрики – экспертный анализ». Это позволяет адаптировать модель к специфической терминологии управления проектами и повысить семантическую точность генерируемых гипотез и планов действий [2].

В рамках исследования была реализована программная система автоматизированного анализа эффективности команд на базе больших языковых моделей. Процесс разработки включал подготовку специализированного датасета и дообучение модели с использованием методов эффективной настройки параметров.

На первом этапе формировался структурированный набор данных, состоящий из пар «вход-выход». В качестве входных векторов использовались сериализованные структуры, содержащие количественные показатели процесса разработки. Целевой переменной выступал экспертный текстовый анализ, включающий идентификацию проблемных зон и рекомендации по их устранению. Для обеспечения репрезентативности выборки применялся метод синтетической генерации примеров с последующей верификацией на реальных анонимизированных данных системы управления проектами.

Для оптимизации вычислительных ресурсов в работе применялся метод низкоранговой адаптации (LoRA). Суть данного подхода заключается в фиксации весов предварительно обученной модели и внедрении обучаемых матриц низкого ранга в слои механизма внимания. Это позволяет существенно сократить количество обучаемых параметров без потери качества генерации. Дополнительно использовалась техника квантования (QLoRA), обеспечивающая сжатие весов модели до 4-битного представления, что дает возможность проводить обучение на стандартном оборудовании при сохранении точности вычислений [3].

Для экспериментальной проверки были отобраны тестовые наборы метрик, соответствующие различным сценариям работы команды: стабильный поток, авральный режим, стагнация процессов. Каждый набор последовательно обрабатывался двумя методами:

1 Базовая модель. Генерация текста на основе исходных весов с использованием подробной системной инструкции (без изменения параметров сети).

2 Адаптированная модель. Генерация с использованием весов, прошедших процедуру дообучения на предметном датасете.

Оценка качества производилась путем сравнения сгенерированных отчетов с эталонными экспертными заключениями по ряду критериев: оценка запутанности модели (метрика Perplexity), лексическое совпадение (метрика ROUGE-L), семантическая близость (метрика BERTScore), а также специализированные индексы релевантности и практической применимости рекомендаций [4].

Ниже представлена таблица с результатами работы моделей на тестовой выборке.

Таблица 1 – Сравнительный анализ эффективности базовой и адаптированной моделей

Критерий оценки	Результат базовой модели	Результат адаптированной модели	Относительный прирост качества, %
Запутанность модели	8.42	4.15	50.7
Лексическое совпадение	0.28	0.54	92.8
Семантическая близость	0.68	0.89	30.8
Индекс релевантности	0.55	0.92	67.2
Индекс практической применимости	1.2	3.8	216

Вследствие проведения эксперимента были получены результаты, подтверждающие необходимость специализации моделей для задач проектного управления. На стандартных задачах интерпретации текста базовая модель демонстрирует приемлемый уровень грамотности, однако показывает низкую эффективность в части предметного анализа метрик эффективности.

Адаптированная модель, напротив, продемонстрировала существенное снижение значения запутанности (с 8.42 до 4.15) и рост семантической близости к эталону. Это означает, что внедрение обученных матриц низкого ранга позволило нейросети корректно усвоить контекст разработки ПО и специфику командной работы. Наиболее значимый результат для целей исследования зафиксирован в метрике индекса практической применимости: система перешла от генерации абстрактных советов к формулированию конкретных, прикладных шагов по устранению «узких мест» (рост с 1.2 до 3.8 рекомендаций на отчет), что является критически важным для реального повышения эффективности команды.

Проведенное исследование подтвердило, что применение методов низкоранговой адаптации является эффективным инструментом для решения задач узкоспециализированной аналитики в управлении проектами. Установлено, что базовая модель склонна к генерации поверхностных суждений, не учитывающих скрытые корреляции между показателями, в то время как дообученная модель корректно интерпретирует сложные зависимости и контекст задач. Однако стоит заметить, что качество работы системы имеет прямую зависимость от репрезентативности обучающей выборки: в случаях возникновения аномальных значений метрик, не представленных в датасете, модель может демонстрировать снижение точности прогноза.

#### Список использованных источников:

1. A Survey of Large Language Models [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2303.18223> – Дата доступа: 25.02.2026
2. Transformers [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/8.pdf> – Дата доступа: 25.02.2026
3. Delta Tuning [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2203.06904> – Дата доступа: 25.02.2026
4. Evaluation of Text Generation [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2006.14799> – Дата доступа: 25.02.2026