

Е. С. Панюкова^{1✉}, А. В. Шабурова¹

Оценка результативности и прогнозирование показателей эффективности СМК наукоемких предприятий на основе методов компьютерного моделирования

¹Сибирский государственный университет геосистем и технологий,
г. Новосибирск, Российская Федерация
e-mail: ek-panyukova@mail.ru

Аннотация. В статье рассматривается проблема управления качеством в наукоемких предприятиях, разрабатывающих автоматизированные решения в различных сферах. На основе проведенного литературного обзора показано, что традиционные ретроспективные показатели системы менеджмента качества (СМК) демонстрируют ограниченность в части реагирования на возникающие риски, планирования и проведения оценки результативности существующих в организации процессов. Представлен подход на основе машинного обучения, реализуемый посредством использования непараметрического метода обучения для решения задач регрессии. Прогнозирование сроков позволяет решать комплекс задач в рамках системы менеджмента качества и операционного менеджмента. Проведен сравнительный анализ с альтернативными методами, показавший преимущество разработанного подхода по точности и интерпретируемости. Приведены практические выводы, описаны рекомендации по настройке системы сбора данных и интерпретации прогнозов для принятия управленческих решений.

Ключевые слова: оценка результативности, анализ качества, система менеджмента качества, наукоемкое предприятие, предиктивная аналитика, машинное обучение

E. S. Panyukova^{1✉}, A. V. Shaburova¹

Assessing Effectiveness and Predicting Performance Indicators of the Quality Management System of High-Tech Enterprises Based on Computer Modeling Methods

¹Siberian State University of Geosystems and Technologies, Novosibirsk, Russian Federation
e-mail: ek-panyukova@mail.ru

Abstract. The article addresses the problem of quality management in high-tech enterprises engaged in developing automated solutions across various domains. Based on a literature review, it is shown that traditional retrospective quality management system (QMS) indicators demonstrate limitations in terms of responding to emerging risks, planning, and evaluating the effectiveness of existing organizational processes. A machine learning-based approach is proposed, implemented through the use of a nonparametric learning method for solving regression problems. Predicting timeframes enables addressing a range of tasks within the quality management system and operational management. A comparative analysis with alternative methods is conducted, demonstrating the superiority of the proposed approach in terms of accuracy and interpretability. Practical findings are presented, along with recommendations for configuring the data collection system and interpreting forecasts for managerial decision-making.

Keywords: effectiveness assessment, quality analysis, quality management system, high-tech enterprise, predictive analytics, machine learning

Введение

Современные наукоемкие предприятия, функционирующие в условиях высокой неопределенности, как и любые другие предприятия, сталкиваются с проблемой обеспечения стабильности и прогнозируемости результатов. Высокая доля интеллектуального труда, длительные инновационные циклы и низкая предсказуемость сроков завершения – все эти особенности высокотехнологичных предприятий лишь усугубляют проблему эффективного управления качеством результатов производственной деятельности [1]. Изучение зарубежной и отечественной литературы позволило рассмотреть менеджмент качества представляет как сквозной процесс, интегрированный во все фазы жизненного цикла создания продукта, что предполагает наличие множества концептуальных подходов к его внедрению и развитию. Значительное влияние на формирование современного понимания управления качеством оказали работы У. Э. Деминга, Дж. М. Джурана и К. Исикавы, заложившие основы всеобщего управления качеством, с развитием которого в массовом производстве осуществляется поддержка и улучшение качества через внедрение таких стандартов, как ГОСТ ИСО 9001-2008 [3]. Однако переход от абстрактных принципов к практическому контролю требует наличия конкретных измеримых инструментов оценки, что является актуальной задачей менеджмента на сегодняшний день.

Система менеджмента качества (СМК) при правильном подходе к внедрению становится инструментом, способным сформировать устойчивую базу для стратегического развития и планирования, а также последующую возможность цифровизации и автоматизации [2]. В то же время, четкая методика реализации и внедрения предупреждающих действий отсутствует в требованиях стандартов. Данная проблема становится особенно актуальной для высокотехнологичных предприятий, уровень неопределенности и сложности процессов которых оказывается выше относительно других предприятий и компаний [4]. Эволюция различных подходов к прогнозированию в менеджменте демонстрирует тенденцию к использованию формализованных или статистических методов, ввиду их точности и обоснованности.

Несмотря на это, экспертные подходы и аналитические модели обладают рядом преимуществ, как, например, возможность учитывать специфические факторы или предоставлять прозрачности и интерпретируемость результатов. Достоинства каждого подхода могут быть использованы как взаимодополняющие элементом целостного гибридного подхода, способного учитывать различные сложности.

Методы и материалы

Основной деятельностью высокотехнологичных компаний и предприятий является создание и использование продуктов и технологий с высокой долей интеллектуальных разработок. Рассмотрим возможность применения подхода к прогнозированию показателей эффективности и проведения оценки результа-

тивности на примере российской IT-компании, специализирующейся на сопровождении компьютерных систем и выполнении научных исследований и разработок в области естественных и технических наук. Значимой характеристикой для анализа в области менеджмента организации является информация о численности штата: основу составляют высококвалифицированные специалисты в области информационных технологий, прикладной математики и естественно-научных дисциплин, что в процентном выражении составляет свыше 20% от общего количества сотрудников в 250 человек. Организационная структура компании является слабой матричной: в системе функционируют как устойчивые функциональные направления, так и временные проектные группы, организованные под конкретные задачи, что также косвенно может оказывать негативное влияние на предсказуемость результатов. Для обеспечения управления потоком создания ценностей и синхронизации внутренних процессов рассматриваемая организация использует систему управления проектами Jira, с помощью которой осуществлялся сбор эмпирических данных для анализа реальных процессов. Количество наблюдений за исследуемый промежуток составило около 12 тысяч, что является существенным ограничением для использования некоторых алгоритмов моделей машинного обучения. Исторические данные включают в себя информацию о сроках завершения проекта, исполнителях, фактических трудовых затратах, загруженности сотрудников, категории и типе конкретной деятельности и прочие факторы. По информации от руководителя и ключевых сотрудников по каждому направлению важным и менее развитым показателем эффективности, в том числе и для СМК, является соблюдение плановых сроков разработки и проведения исследований. Стоит отметить, что текущие методы прогнозирования имеют относительную ошибку в диапазоне 50-250 %, исходя из внутренних данных исследуемой компании. Исследования зарубежных и российских учетных подтверждают масштабность данной проблемы и отмечают наличие систематического смещения в сторону занижения сроков реализации в 1,5-2 раза [5].

В работе исследователем была выдвинута гипотеза о том, что с помощью алгоритма машинного обучения можно получить более качественный инструмент прогнозирования сроков поставки решения исследовательских задач, нежели через существующие метрики: показатель своевременности поставок, среднее время выполнения проекта, экспертные оценки.

Рассмотрим задачу бинарной классификации с целью оценки вероятности отклонения сроков выполнения задач с использованием методов машинного обучения. Каждый объект данных описывается вектором признаков $x = (x_1, x_2, \dots, x_d)$, отражающим характеристики задачи, контекст ее выполнения и исторические данные о реализации аналогичных задач. Целевая переменная является непрерывной положительной величиной, отражающей фактический срок выполнения

задачи. Функция прогнозирования в математическом виде выглядит следующим образом:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x). \quad (1)$$

где $\hat{f}(x)$ – точечный прогноз y при заданном векторе предикторов $x \in R^d$,
 B – гиперпараметр, отражающий количество базовых алгоритмов,
 T – результат работы b -го базового регрессора.

Для построения моделей были использованы стандартные библиотеки языка программирования Python, в результате чего было построено несколько моделей регрессии с разной спецификацией распределения и функциональными связями. Наиболее эффективный результат показала модель на базе алгоритма, состоящего из множества «решающих деревьев», или RandomForest. Ключевые метрики качества полученной модели представлены ниже в таблице.

Таблица 1 – Метрики качества модели регрессии RandomForest Regression

• RandomForest Regression	
• MAE	• 12,93 дней
• RMSE	• 14,96 дней
• R^2	• 0,872

В сравнении среднеквадратическая ошибка у регрессии, построенной с использованием стандартного биномиального распределения, составила 82783 дня, что почти в 4 раза превышает результаты модели на «случайного леса». Распределение остатков приближенно к нормальному: отношение $RMSE/MAE = 1,16$, однако вершина распределения плоская, что может свидетельствовать о недостаточной вариативности или присутствии регуляризации. Данное наблюдение также подтверждает коэффициент эксцесса, значение которого имеет значение ниже эталонного значения, что характерно для распределений с плоскими вершинами. Подобное свойство распределения говорит о низкой дисперсии остатков, и соответственно, редко встречающихся выбросов, остатки не концентрируются вокруг одного значения, распределены равномерно. Из выше сказанного делаем вывод о том, что качество модели получилось достаточным для проведения дальнейшей оценки результативности.

На рис. 1 распределения остатков модели можно увидеть подтверждение описанным выше свойствам.

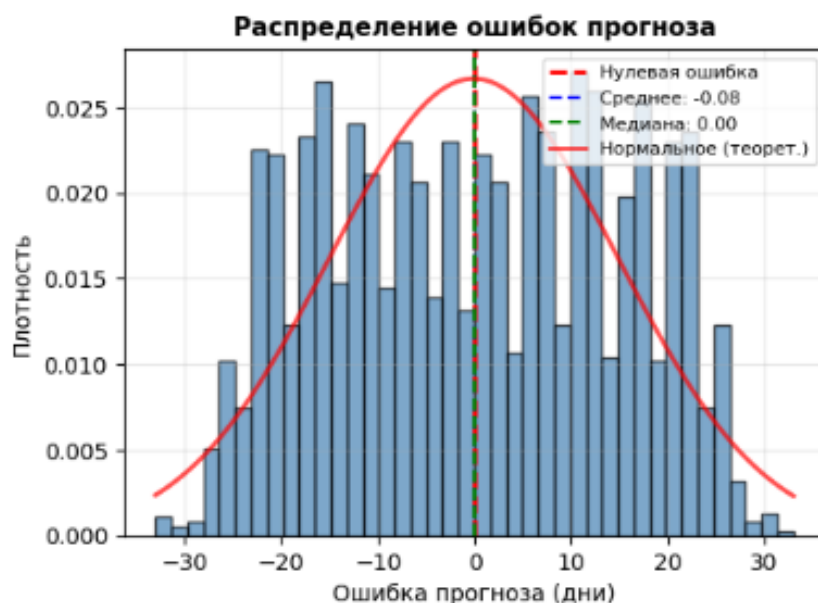


Рис. 1. Распределение остатков модели

Результаты

При решении задачи оценки эффективности и управления рисками инновационной или высокотехнологичной деятельности менеджеры и исследователи часто прибегают к методам оценки кумулятивных эффектов [4]. Исходя из полученных с помощью модели регрессии результатов, был составлен сводный график кумулятивной точности прогнозов или оценки риском СМК, рассматриваемой компании.

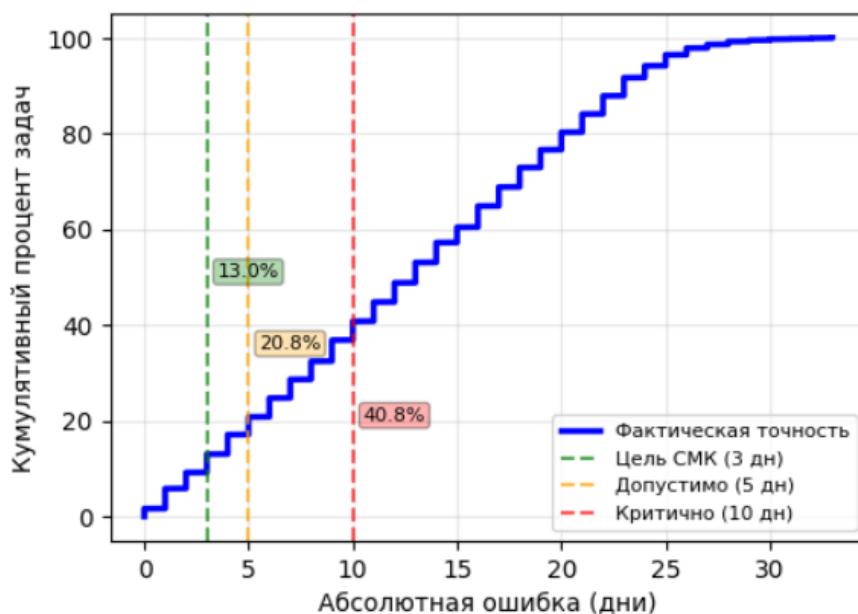


Рис. 2. Интерпретация точности прогнозов

Статистическое качество прогноза, исходя из данного графика, получилось неудовлетворительное, если смотреть относительно целевых показателей СМК компании. Фактический результат прогнозирования говорит о том, что лишь 33,8% задач имеют приемлемую точность на недельном горизонте планирования. Кроме того, с ростом длительности задач предиктивная мощность модели снижается – ошибка на уровне 40,8 % (рис. 2). Потенциально возможные причины полученного результата могут заключаться в ограниченном наборе данных, а именно недостаточного количества факторов в исходной модели и малое количество наблюдений. Однако, несмотря на низкое качество прогноза, подход с использованием модели машинного обучения показывает явные преимущества перед традиционными методами СМК:

1. многомерный анализ позволяет учитывать десятки факторов одновременно и выявлять сложные нелинейные зависимости;
2. объективность и воспроизводимость результатов;
3. адаптивности модели;
4. на коротком горизонте планирования модель показывает высокое качество прогноза.

Кроме того, стоит отметить, что модельный подход позволил выделить ключевые факторы, влияющие на срок решения задач: исполнитель, тип задачи, приоритет задачи [6-10].

Заключение

Тем самым, прогнозная модель как инструмент раннего предупреждения может быть внедрена в процесс планирования, однако не как основной, а как второстепенный, способный оперативно выделить проекты, где прогнозируемая вероятность отклонения от плана превышает 60 %. Модельный подход может быть применим и при проведении оценки результативности процессов внутри компании: модель позволяет оценивать результативность до наступления целевого события, а в процессе разработки, что превращает данный инструмент в механизм предотвращения отклонений. Однако для получения большей результативности можно рассмотреть использование гибридного подхода, который будет сочетать в себе формализованный, а именно модельный подход для обеспечения стабильности и воспроизводимости, и экспертные методы прогнозирования. В будущих исследованиях стоит учесть возникшие сложности, рассмотрев альтернативные варианты модельных решений для ограниченного набора данных.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Гусева И.Б. НИОКР на предприятиях ОПК: современные проблемы / И. Б. Гусева // Вестник Института экономики Российской академии наук. – 2016. - № 2. – С. 147–158.
2. Комаров Н.М., Пащенко Д.С. Элементы развития теории управления цифровой трансформацией высокотехнологичных промышленных предприятий / Н. М. Комаров, Д. С. Пащенко // Вестник евразийской науки. – 2025. – Т. 17, № 4. – С. 1–17.

3. ГОСТ Р ИСО 9001-2008. Система менеджмента качества. Требования. - Переизд. 2009 с Изм. – Москва : Стандартиформ, 2009. – 25 с. – М.: ИПК Издательство стандартов, 2009.
4. Степанов А.В. Результативность процессов СМК / А. В. Степанов // Методы менеджмента качества. – 2008. – № 2. - С. 26–28.
5. Долженко С. Б., Долженко Р. А. Оценка мероприятий научной организации труда через призму показателей эффективности персонала / С. Б. Долженко, Р. А. Долженко // Научная организация труда: история, современность, перспективы : материалы научных чтений, посвященных памяти профессора М. А. Мельнова (Екатеринбург, 20 октября 2017 г.). - Екатеринбург : УрГЭУ, 2017. – С. 45–51.
6. Заюнчковский, С. Ю. Система менеджмента качества: инструмент развития организации или дополнительная нагрузка? / С. Ю. Заюнчковский, С. А. Коновалов, В. В. Зинченко [и др.] // Digital Diagnostics. – 2023. – Т. 4, № 3. – С. 2–10.
7. Суслов В.И., Ибрагимов Н.М., Талышева Л.П., Цыплаков А.А. Эконометрия. – Новосибирск: СО РАН, 2005. – С.691–714.
8. Вербик М. Путеводитель по современной эконометрике – М.: Научная книга. – 2008. С.39-49.
9. Голубь Н.Н. Оперативное управление производством сложной наукоемкой продукции / Н.Н. Голубь // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2020.
10. Кузнецов, И. В. Интеграция процессов технической и оперативной подготовки производства в условиях цифровизации / И. В. Кузнецов // Организатор производства. – 2021. – Т. 29, № 3. – С. 45–54.

© Е. С. Панюкова, А. В. Шабурова, 2026