

УДК 338.5

© С. А. Кайстрюков, аспирант
(Санкт-Петербургский государственный
архитектурно-строительный университет,
Санкт-Петербург, Россия)
E-mail: sergey.kajstrukov@rbi.ru

DOI 10.23968/1999-5571-2026-23-1-125-135

© S. A. Kaistryukov, post-graduate student
(Saint Petersburg State University
of Architecture and Civil Engineering,
St. Petersburg, Russia)
E-mail: sergey.kajstrukov@rbi.ru

МОДЕЛИРОВАНИЕ СЕБЕСТОИМОСТИ РЕАЛИЗАЦИИ ДЕВЕЛОПЕРСКИХ ПРОЕКТОВ В ЖИЛИЩНОМ СТРОИТЕЛЬСТВЕ

MODELING THE COST OF IMPLEMENTING DEVELOPMENT PROJECTS IN HOUSING CONSTRUCTION

В статье рассмотрены подходы к прогнозированию себестоимости и сроков реализации девелоперских проектов жилой недвижимости с использованием регрессионного моделирования. На основе эмпирических данных по 40 проектам многоквартирных жилых домов Санкт-Петербурга разработана и апробирована модель оценки удельной себестоимости строительства объекта. В качестве факторов использовались строительные и технико-экономические параметры зданий: строительный объём, площадь здания, этажность, объём подземной части. Применение множественной линейной регрессии позволило получить высокие значения критериев точности модели ($R^2 = 0,85$; MAPE=1,75 %), что делает разработанные зависимости применимыми для оценки затрат проектов на предынвестиционной стадии. Проведено сопоставление полученных результатов с зарубежными исследованиями, основанными на методах искусственного интеллекта (ANN, LASSO, RandomForest). Показано, что при ограниченном объёме данных регрессионные модели обеспечивают сопоставимую точность, сохраняя при этом интерпретируемость и аналитическую прозрачность. Практическое значение исследования заключается в возможности использования разработанных моделей при формировании бюджета проектов жилищного строительства.

Ключевые слова: девелопмент, жилищное строительство, регрессионное моделирование, себестоимость, сроки реализации, прогнозирование, инвестиционно-строительный проект.

The article discusses approaches to forecasting the cost and timing of implementing residential real estate development projects using regression modeling. Based on empirical data on 40 projects of multi-apartment residential buildings in St. Petersburg, there has been developed and tested a model for estimating the unit cost of facility construction. The construction and technical and economic parameters of the buildings were used as factors: building volume, building area, number of floors, volume of the underground part. The use of multiple linear regression allowed obtaining high values of the accuracy criteria of the model ($R^2 = 0,85$, MAPE=1,75 %), which makes the developed dependencies applicable for estimating the costs of projects at the pre-investment stage. The results obtained were compared with results in foreign studies based on artificial intelligence methods (ANN, LASSO, Random Forest). It is shown that with a limited amount of data, regression models provide comparable accuracy while maintaining interpretability and analytical transparency. The practical significance of the research lies in the possibility of using the developed models when forming the budget for housing construction projects.

Keywords: development, residential construction, regression modeling, cost estimation, project duration, forecasting, investment and construction project.

Введение

Эффективность инвестиционно-строительных проектов в жилищной сфере в значительной степени определяется точностью прогнозирования двух ключевых показателей — себестоимости строительства и сроков его реализации. Ошибки в этих оценках способны вызвать серьезные негативные последствия: перерасход бюджета, рост стоимости заемного финансирования, срыв сроков ввода объектов и, как следствие, снижение инвестиционной привлекательности и конкурентоспособности девелопера. По данным Единого федерального реестра сведений о банкротстве, до 25 % случаев банкротств в российской экономике связано со строительной деятельностью, что подчеркивает значимость оценки рисков и точности планирования [1].

Традиционные методы предварительного прогнозирования себестоимости и длительности проектов базируются на укрупненных нормативных показателях или аналогиях с ранее реализованными объектами. На ранних стадиях девелопмента такие методы позволяют получить лишь ориентировочные оценки, которые впоследствии нередко отклоняются от фактических значений на 20–40 %. Даже объекты с близкими параметрами — классом жилья, этажностью и технологией строительства — могут различаться по себестоимости на 25–30 %, что обусловлено индивидуальными особенностями участка, архитектурными решениями и инженерной инфраструктурой. Аналогичные расхождения наблюдаются в сроках строительства, когда нормативные показатели часто оказываются заниженными для сложных и капиталоемких объектов.

В условиях высокой неопределенности и динамичности строительного рынка возрастает потребность в применении количественных методов прогнозирования, позволяющих учитывать влияние совокупности факторов на результат. Одним из наиболее эффективных инструментов является рег-

рессионное моделирование, обеспечивающее формализацию зависимости себестоимости и сроков реализации проекта от его технико-экономических характеристик. Данный подход сочетает аналитическую обоснованность и практическую применимость, позволяя девелоперам и экономистам обосновывать решения уже на предынвестиционной стадии.

Цель исследования — разработка и апробация регрессионных моделей прогнозирования себестоимости и сроков реализации многоквартирных жилых домов на основе реализованных проектов в г. Санкт-Петербурге, а также сопоставление полученных результатов с современными отечественными и зарубежными методами предиктивной аналитики.

Опыт разработки модели прогнозирования себестоимости жилищного строительства

1. Традиционные подходы к прогнозированию себестоимости строительства

В практике жилищных инвестиционно-строительных проектов широко используются нормативные и аналоговые методы. Первый опирается на укрупненные нормативы продолжительности и стоимости строительства, второй — на анализ ранее реализованных объектов-аналогов с корректировками по площади, этажности, региону и другим признакам. Основное преимущество этих подходов заключается в простоте и минимальных требованиях к исходным данным. Однако в условиях изменчивых рыночных и технологических факторов они показывают низкую точность. По мнению таких авторов, как О. Н. Калинина, Ю. Ю. Косарева, В. И. Малахов, ошибка укрупненных нормативных оценок может достигать $\pm 25\text{--}40\%$, особенно на предынвестиционной стадии, когда степень детализации проекта минимальна.

Проблема усредненности и статичности нормативных показателей подчеркивается во многих российских источниках.

Так, И. Л. Владимирова и соавторы (2021 г.) предложили методическую модель управления стоимостью девелоперских проектов с учетом стадий жизненного цикла. Авторы ввели понятие «воронки точности» (рис. 1), отражающей закономерное сужение диапазона ошибок оценки от $\pm 35\%$ на предынвестиционной стадии и до нуля на стадии реализации. Исследование показало, что при точности оценки ниже 60 % на раннем этапе вероятность убыточности проекта резко возрастает, что требует совершенствования методик прогнозирования стоимости и сроков на основе статистического анализа фактических данных [2].

2. Модели прогнозирования проектных затрат и сроков строительства в зарубежном опыте

Первые количественные попытки оценивания длительности и стоимости строительства связаны с моделью Ф. Дж. Бромиллоу (F. J. Bromilow, Bromilow’s Time–Cost Model, 1969 г.), выражающей зависимость времени реализации проекта от его стоимости в степенной форме. Несмотря на простоту,

модель получила широкое распространение и в последующих исследованиях, была многократно калибрована для локальных условий S. T. Ng, M. M. Y. Mak, M. R. Skitmore, K. C. Lam, M. Varnam (2001 г.); S. Bayram (2017 г.) [3–4].

Современные работы подтверждают применимость многомерных регрессионных моделей для раннего прогнозирования. Так, S. L. Castro Miranda, E. Del Rey Castillo, V. Gonzalez, J. Adafin (2022 г.) провели систематический обзор 46 исследований и установили, что использование предиктивной аналитики (включая множественную регрессию, нейронные сети и метод аналогий) снижает среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE) до уровня 7–10 % (рис. 2), что значительно выше традиционных экспертных оценок (15–25 %). Основными драйверами стоимости по результатам агрегированного анализа названы общая площадь здания, число этажей, тип фундамента и продолжительность строительства [5].

В работе L. Chen и D. Wang (2024 г.) предложена гибридная модель GRA–LASSO–

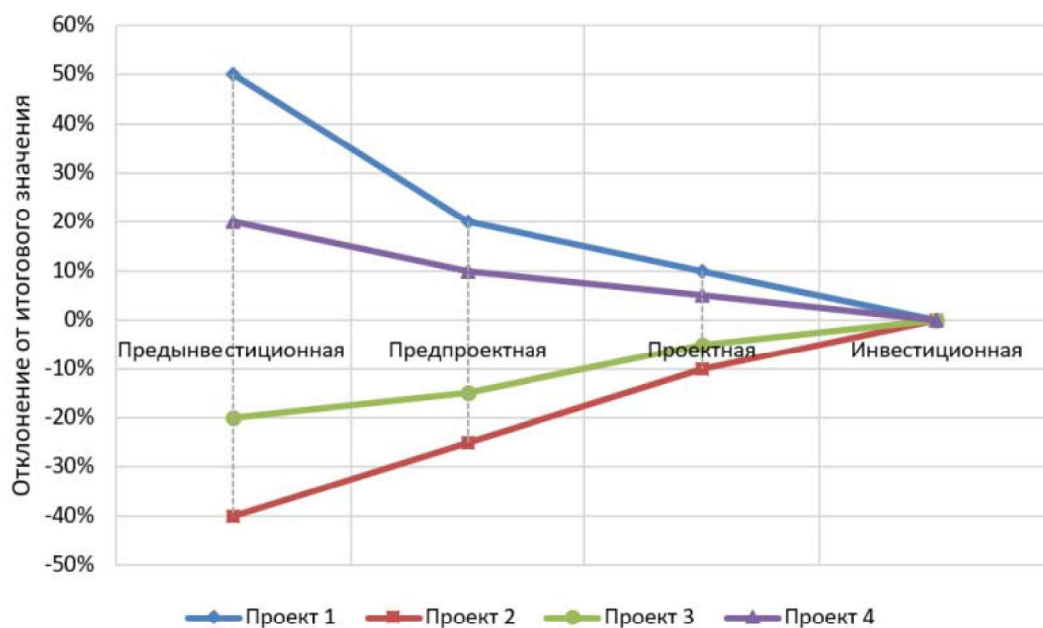


Рис. 1. Воронка точности оценки затрат девелоперских проектов [2]

BPNN, объединяющая корреляционный анализ, регуляризованную регрессию Лассо, позволяющую адаптировать регрессионные модели для данных, которые демонстрируют сильную корреляцию признаков друг с другом и нейронную сеть обратного распространения (модель машинного обучения, которая находит зависимости между входными и выходными данными, постепенно уменьшая ошибку предсказания при обучении). На основе данных 47 жилых проектов Шанхая авторы отобрали 12 наиболее значимых переменных и получили ошибку прогноза MAE = 197, RMSE = 234, что на 20–29 % точнее, чем при использовании отдельных моделей. Этот подход доказал эффективность при малых выборках и высокой многомерности факторов, что особенно актуально для российских условий ограниченной статистики по девелоперским проектам [6].

Одним из направлений зарубежных исследований является прогнозирование длительности реализации проектов. В работе D. W. Debero и E. G. Sinesilassie (2024 г.) проведен сравнительный анализ классических эмпирических моделей и алгоритмов машинного обучения на данных 140 общественных зданий в Эфиопии [7].

В результате исследования сделаны следующие выводы:

- эмпирические модели (Bromilow's Time-Cost — BTC и Love's Time-Floor — LTF) показали ограниченную точность прогнозирования. Их коэффициенты детерминации составили $R^2 = 0,44$ и $0,49$ соответственно, а средняя процентная ошибка (MAPE) превышала 20 %. Эти результаты указывают на то, что линейные модели не способны в достаточной мере описать сложные зависимости между параметрами строительства и его продолжительностью;

- модели машинного обучения продемонстрировали значительно более высокую точность. Среди протестированных алгоритмов Random Forest Regression (RFR) показал наилучший результат ($R^2 = 0,99$, MAPE = 5,72 %), что свидетельствует о его способности эффективно распознавать нелинейные зависимости между переменными. Следующей по точности была Decision Tree Regression ($R^2 = 0,96$, MAPE = 7,83 %), что подтверждает высокую эффективность деревьев решений для строительных данных;

- анализ важности входных факторов модели показал, что объем бетонных работ ($Q_{\text{сonc}}$), общая площадь здания (TA) и объем земляных работ (Q_{exc}) являются

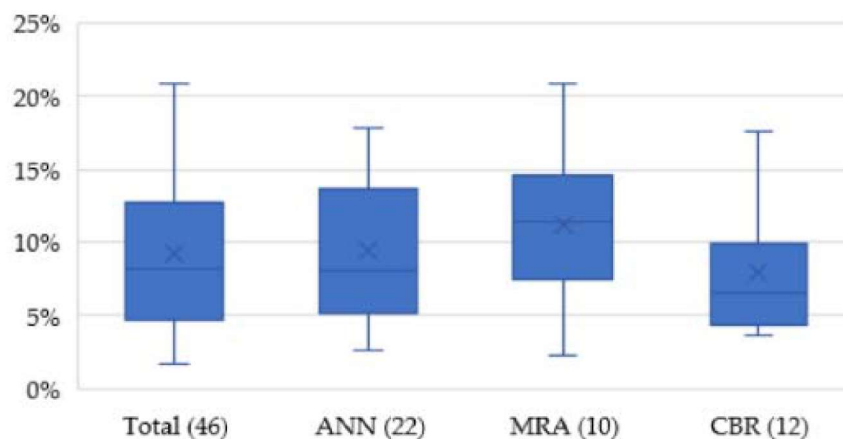


Рис. 2. Распределение средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) моделей раннего прогнозирования стоимости в зависимости от метода: MRA — множественный регрессионный анализ; ANN — искусственные нейронные сети; CBR — метод аналогий [5]

ключевыми переменными, определяющими продолжительность строительства. Эти результаты согласуются с инженерной практикой: именно данные виды работ определяют критический путь строительного цикла [7]. А. Hassoon, F. E. Ghazali M. и др. исследовали 60 жилищных проектов в Ираке, сравнив результаты множественной линейной регрессии (MLR) и метода опорных векторов (SVR). При относительно небольшом объеме данных MLR показала лучшую точность ($R^2 = 0,852$; MAE = 8,31, продемонстрировав, что линейные зависимости остаются эффективными для типовых жилых комплексов, где параметры площади и объема прямо коррелируют со сроками строительства [8].

Таким образом, мировой опыт показывает, что регрессионные модели сохраняют высокую прогностическую ценность, особенно при наличии ограниченного объема данных и необходимости интерпретации результатов, в отличие от «черных ящиков» нейронных сетей.

3. Российские исследования методов прогнозирования производственной себестоимости строительства

В последние годы в российской научной среде растет интерес к применению регрессионных и машинно-обученных моделей для оптимизации планирования строительных процессов. В. В. Коньков, В. И. Широков и М. Г. Жабицкий (2024 г.) разработали систему прогнозирования срывов сроков строительства на основе анализа 30 000 работ по 2000 объектов, включающих жилые, социальные и инфраструктурные здания. Авторы использовали методы XGBoost, Random Forest и логистической регрессии для автоматической классификации видов работ и построения прогнозных кривых длительности. Анализ показал, что более 50 % строительных работ выполняются в 2–2,5 раза дольше плановых сроков, а полученная модель позволяет выявлять потенциальные задержки и корректировать графики на этапе планирования [9].

В исследованиях российских ученых существенное внимание уделяется эконометрическому анализу строительной отрасли. Так, А. П. Дарманян и М. В. Филиппов (2013 г.) разрабатывают модель прогнозирования стоимости жилищного строительства на основе динамики ключевых макроэкономических индикаторов [10], а Д. А. Барышева (2015 г.) использует эконометрические методы для выявления влияния производственных и финансовых факторов на эффективность деятельности строительных организаций [11]. Полученные ими результаты подтверждают значимость статистического моделирования для повышения точности прогнозов и обоснованности управленческих решений в строительстве.

В условиях ограниченной доступности достоверных данных и высокой вариативности проектов именно регрессионный подход остается наиболее устойчивым и интерпретируемым инструментом для прогнозирования себестоимости и сроков реализации девелоперских проектов в жилищном строительстве.

Методика исследования

1. Объект и база исследований

Эмпирической базой исследования послужили данные о 40 реализованных проектах жилой застройки в Санкт-Петербурге, введенных в эксплуатацию в период 2007–2024 гг. Объекты относятся к сегменту домов комфорт- и бизнес-класса, возведены по технологии монолитного домостроения. Этажность зданий варьировалась от 6 до 20 этажей, общая площадь от 3,5 до 63 тыс. м².

Для каждого объекта данные о фактических затратах были приведены к единому периоду (январь 2025 г.) индексами роста производственной себестоимости, собранными по результатам работы автора. Также систематизированы технико-экономические показатели (ТЭП) проектов, что обеспечило возможность проведения статистического анализа и построения регрессионных зави-

симостей. Структура исходных данных приведена в табл. 1.

В части зависимых переменных тестировались различные представления производственных затрат:

- абсолютные значения полного набора статей;
- абсолютные значения в различных комбинациях (с исключением части статей);
- удельные затраты, рассчитываемые на различные драйверы (общую площадь, продаваемую площадь, строительный объем здания), в полном и ограниченном наборе статей затрат.

Структура статей затрат производственного бюджета, объясняемая итоговой мо-

делью, представлена в табл. 2. В качестве независимых переменных использовались различные комбинации технико-экономических показателей проектов.

Перед началом анализа была сформулирована исходная гипотеза. Предположение состоит в том, что определенный состав объемных и геометрических технико-экономических показателей проекта, включенных в качестве независимых переменных в модель, могут с достаточной точностью предсказать (в качестве целевой функции регрессионной модели) значительную часть производственных затрат проекта. В данном случае автор предлагает гипотезу на основе теоретических рамок расчетов строительных конструкций, строительной физики, технологии строительного производства, а также на практическом опыте проектировщиков и строителей.

2. Построение модели и отбор переменных

Для построения моделей использовался программный комплекс gretl¹.

На первом этапе после последовательного исключения переменных согласно структуре табл. 1 модель включала следующие переменные:

Y — удельная строительная себестоимость здания на 1 м^3 строительного объема здания, руб./ м^3 ;

X_1 — строительный объем здания, м^3 ;

X_2 — строительный объем подземной части здания, м^3 ;

X_5 — общая площадь здания, м^2 ;

X_8 — этажность здания, количество этажей.

Модель имеет вид:

$$Y = 16615,8 + 0,055 \cdot X_1 + 0,062 \cdot X_2 - 0,247 \cdot X_5 - 96,436 \cdot X_8. \quad (1)$$

Эта модель дает высокое значение $R^2=0,906$, является в целом статистически значимой, но характеризуется коллинеарностью переменных ($X_1 \sim X_5$) с частично противоречивыми коэффициентами.

¹ URL: <http://gretl.sourceforge.net/>

Таблица 1

Структура исходных данных для построения многофакторной регрессионной модели расчета производственной себестоимости жилого дома (представлено по результатам работы автора)

Переменные модели		Ед. изм.
Y	Производственные затраты	руб.
X_1	Строительный объем	м^3
X_2	Строительный объем подземной части	м^3
X_3	Площадь застройки надземной части, «плюс» площадь застройки подземной части, выходящая за абрис здания	м^2
X_4	Площадь застройки надземной части	м^2
X_5	Общая площадь здания	м^2
X_6	Продаваемая площадь (кв + ВПП)	м^2
X_7	Количество квартир	шт.
X_8	Этажность	шт.
X_9	Количество секций	шт.
X_{10}	Площадь участка	м^2
X_{11}	Площадь вертикальной проекции фасада	м^2
X_{12}	Площадь окон	м^2
X_{13}	Количество м/мест (без учета наземных)	шт.
X_{14}	Количество уровней подземной парковки	шт.
X_{15}	Срок строительства	мес.

Таблица 2
**Структура производственных затрат ИСП
 жилой недвижимости по видам строительных
 работ, объясняемых полученной моделью
 (представлено по результатам работы автора)**

Комплекс работ	Структура затрат, %
Проектно-изыскательские работы	4,80
Содержание стройплощадки. ПОС	4,50
Земляные работы	1,20
Устройство свайного фундамента	3,60
Монолитные конструкции подземной части	3,00
Устройство ростверков и фундаментов	2,40
Монолитные конструкции надземной части	15,00
Лифтомонтажные работы	1,90
Каменные ограждающие конструкции	1,10
Сборные ж/б конструкции, металлоконструкции	0,70
Устройство внутренних стен и перегородок	3,30
Кровля	2,90
Наружные инженерные сети	6,40
Затраты по содержанию и сдаче объекта	2,20
Затраты по управлению проектом	2,70
Всего от общей производственной себестоимости	55,70

Тест на нормальное распределение ошибок показал, что оснований отвергнуть нормальность нет.

Тесты на гетероскедастичность (White (полный): $p=0,072$; White (только квадраты): $p=0,006$ — наличие гетероскедастичности; Breusch-Pagan: $p=0,002$ — наличие гетероскедастичности) совокупно показали наличие гетероскедастичности.

На графиках остатков (рис. 3) наблюдается, что их разброс увеличивается для части диапазона Y . На практике это может означать, что разброс ошибок зависит от характеристик здания (например, для масштабных объектов ошибка в рублях выше), а «обычные» стандартные ошибки и доверительные интервалы их не учитывают, то есть интервалы могут быть либо слишком

узкие, либо слишком широкие в разных зонах.

Тесты на нелинейность показали, что в общем виде спецификация выглядит целесообразной: специальные тесты на нелинейность показывают, что зависимость Y от X_1-X_8 частично нелинейна.

Для устранения коллинеарности и гетероскедастичности, а также для повышения интерпретируемости после построения первоначального уравнения (1) была построена модель с робастными стандартными ошибками, дополнительно введены переменные и протестированы соответствующие модели, содержащие X_2/X_1 (отражает долю строительного объема подземной части проекта в общем строительном объеме), X_5/X_8 (характеризует площадь пятна застройки).

Кроме этого, с учетом результатов тестов на нелинейность протестированы модели, включающие нелинейные преобразования (модель лог-лог и квадратичные переменные).

Однако с точки зрения оценки критериев качества модель лог-лог не выигрывает: R^2 , RMSE и MAPE хуже, чем у линейной модели. Гетероскедастичность и мультиколлинеарность не исчезли. Очевидно, структура связей $X_1-X_2-X_5-X_8$ такова, что проблема заложена в самих переменных. Тестирование квадратичных переменных показало их статистическую незначимость.

3. Итоговая модель

$$Y = 15971,15 + 0,0705 \cdot X_1 - 0,2564 \cdot X_5 - 105,16 \cdot X_8 + 3862,13 \cdot X_2/X_1, \quad (2)$$

где Y — удельная строительная себестоимость здания на 1 м^3 строительного объема здания, руб./ м^3 ;

X_1 — строительный объем здания, м^3 ;

X_2 — строительный объем подземной части здания, м^3 ;

X_5 — общая площадь здания, м^2 ;

X_8 — этажность здания, количество этажей.

Распределение дисперсии ошибок зависит от независимых переменных (скорее все-

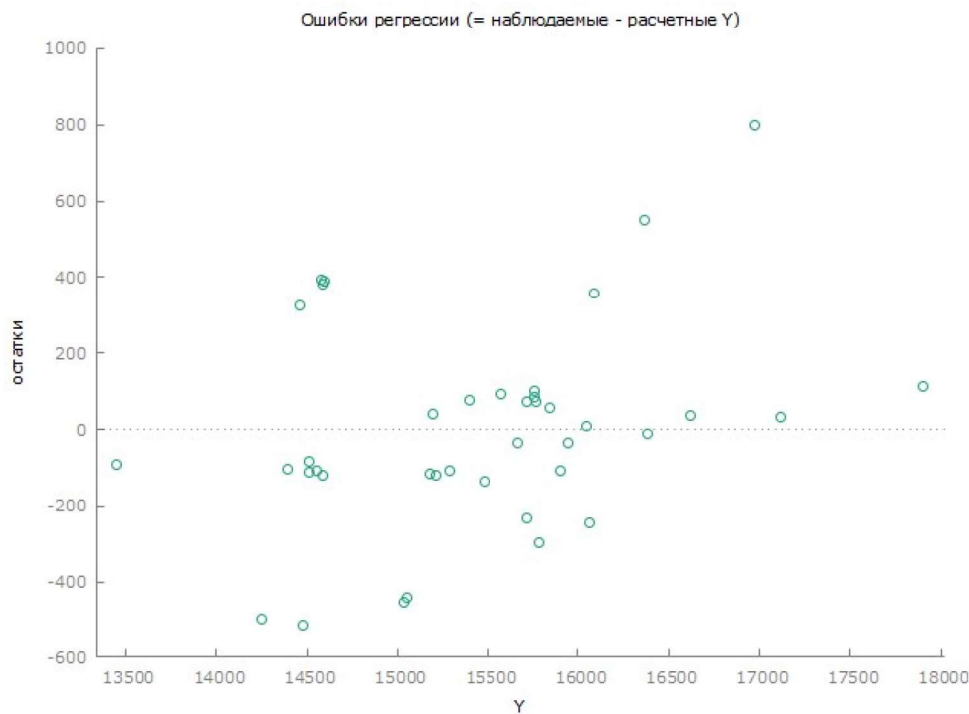


Рис. 3. Распределение остатков регрессии в зависимости от наблюдаемых Y (представлено по результатам работы автора)

го, от масштаба проекта). Необходимо использовать робастные стандартные ошибки (НС1). Коэффициенты остаются несмещенными, стандартные ошибки становятся корректными (табл. 3).

Поскольку тесты модели показали присутствие гетероскедастичности в данных, был применен робастный метод (НС1) корректировки стандартных ошибок, что позволяет корректно оценивать значимость факторов модели, сохранить коэффициенты β , откорректировав только ошибки, принять t -статистики состоятельными. Оценка итоговой модели (2) и уравнения (1) представлена в табл. 4.

Проверка модели:

- нормальность остатков (тест Jarque–Bera): JB $p=0,15$ (нормальность не отвергается);
- гетероскедастичность: присутствует, но компенсирована через робастные ошибки НС1;

- RESET (тест Рамсея): нет значимых спецификационных нарушений. $F(1,34)=3,08$; $p=0,088$ (на 5 % уровне спецификация не отвергается);

- коллинеарность: снижена до приемлемого уровня благодаря структурным переменным. При помощи инструмента VI (фактора инфляции дисперсии) определено: $VIF(X_1)=67$; $VIF(X_5)=67$; $VIF(X_8)=1,2$; $VIF(X_2/X_1)=1,2$, то есть наблюдается высокая коллинеарность между X_1 и X_5 (объем здания и площадь). Это ожидаемо, так как данные факторы в выборке зданий функционального назначения «жилой дом» близко линейно связаны.

Необходимо отметить, что стандартные ошибки для X_1 и X_5 могли бы быть завышены, но это исключено применением робастных ошибок. Знаки коэффициентов чувствительны к составу модели, однако в рассматриваемом наборе X они устойчивы и значимы. При этом при попытке убрать одну

Таблица 3

Коэффициенты модели, стандартные ошибки, t-статистики, p-value (представлено по результатам работы автора)

Параметр	Оценка	НС1 ст. ошибка	t-статистика	p-value
Const	15971,15	566,60	28,19	$< 1e^{-24}$
X_1	0,07	0,01	6,07	$6,3e^{-07}$
X_5	-0,2564	0,05	-5,49	$3,6e^{-06}$
X_8	-105,16	28,53	-3,69	$7,7e^{-04}$
X_2/X_1	3862,13	1186,39	3,26	0,0025

Таблица 4

Оценка качества итоговой модели (2) в сравнение с исходным уравнением (1)

Модель	RMSE, руб./м ³	MAPE, %	R ²
Исходная	290	1,9	0,906
Итоговая	343	1,75	0,85

из независимых переменных (например, X_5) R^2 падает до 0,59, модель сильно деградирует. Значит, что оба показателя несут информацию.

4. Экономическая интерпретация коэффициентов

X_1 (общий строительный объем, м³), $\beta_1 = +0,0705$

При увеличении общего строительного объема на 1 м³ (при фиксированном X_5 , X_8 и доле подземного строительного объема) удельная себестоимость растет примерно на 0,07 (в единицах Y — руб./м³).

X_5 (общая площадь здания, м²), $\beta_2 = -0,2564$

При увеличении общей площади на 1 м² (при том же объеме и этажности) стоимость всего проекта снижается. Экономический смысл: при том же строительном объеме и этажности дополнительная площадь означает более эффективное использование строительного объема: удельная себестоимость падает.

X_8 (этажность), $\beta_3 = -105,16$

При фиксированных строительном объеме и площади рост этажности означает более компактное пятно застройки (меньше проекция котлована, фундамента, кровли,

меньше наружных ограждений), совокупная удельная себестоимость снижается.

X_2/X_1 (доля объема подземной части), $\beta_4 = +3862,13$

Если доля строительного объема подземной части увеличивается на 0,1 (на 10 п.п.), то удельная себестоимость всего объекта растет примерно на 386 руб./м³. В результате этот драйвер значимо влияет на удельную себестоимость строительства и отражает реальную практику застройки Санкт-Петербурга.

Построенная регрессионная модель основана на балансе инженерной логики и статистической корректности. Она имеет высокую прогностическую точность, корректно учитывает неоднородную дисперсию ошибок через применение робастных стандартных ошибок НС1 и использует структурные переменные, отражающие реальные технологические свойства зданий.

Обсуждение

Результаты построенной регрессионной модели подтверждают высокую эффективность статистических методов при прогнозировании себестоимости строительства в жилищном девелопменте. Полученные показатели точности ($R^2 = 0,85$) сопоставимы или превосходят результаты, представленные в зарубежных исследованиях.

Практическая ценность полученных моделей заключается в возможности их применения на предынвестиционной стадии девелопмента, когда проект еще не имеет рабочей документации, но необходимо оце-

нить его ориентировочные параметры для финансовой модели.

Разработанное уравнение позволяет:

- оперативно рассчитать ориентировочную удельную себестоимость строительства на основе нескольких базовых ТЭП (строительный объем, площадь, этажность);
- проводить варианты расчеты при изменении параметров концепции (например, при увеличении этажности или отказе от подземного паркинга);
- использовать результаты как входные данные для финансового моделирования и оценки NPV, IRR и других инвестиционных показателей.

В отличие от экспертных или нормативных методов регрессионная модель обеспечивает количественную аргументацию решений и повышает управляемость проектом в условиях неопределенности.

Подход к построению интегрированных моделей в строительной отрасли согласуется с работой Ю. П. Панибратова и Г. Ф. Щербиной, где риски инвестиционно-строительного холдинга рассматриваются как системная, многоуровневая структура, охватывающая весь жизненный цикл проекта [12].

Вместе с тем, несмотря на высокую точность и устойчивость моделей, исследование имеет ряд ограничений:

- база данных включает только 40 проектов Санкт-Петербурга, что ограничивает переносимость модели на другие регионы;
- не учитывались макроэкономические и рыночные факторы (инфляция, изменение цен на материалы, санкционные эффекты);
- модели применимы преимущественно к монолитным зданиям комфорт- и бизнес-класса и требуют адаптации для панельных или малоэтажных объектов.

Научная новизна работы заключается в адаптации регрессионных методов к российской специфике девелопмента, а также в эмпирическом подтверждении устойчивых зависимостей между технико-экономиче-

скими параметрами и ключевыми показателями проектов.

Заключение

Применение многофакторной регрессионной модели для определения удельной себестоимости строительства обусловлено ее способностью интегрировать разнородные технико-экономические показатели, анализировать сложные зависимости и представлять интерпретируемые результаты. Несмотря на необходимость тщательной подготовки данных и проверки статистических допущений, такой подход превосходит традиционные нормативные методы в гибкости, точности и адаптивности, что делает его перспективным инструментом для цифровизации строительной отрасли.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на включение качественных переменных (например, тип застройщика) и разработку динамических моделей, учитывающих временные изменения рыночных условий.

Библиографический список

1. Кайстрюков С. А., Панибратов Ю. П. Актуальные проблемы реализации девелоперских проектов в жилищном строительстве // Экономика строительства. 2023. № 11. С. 58–63. EDN LUCZBH.
2. Владимирова И. Л., Косарева Ю. Ю., Каллаур Г. Ю., Цыганкова А. А. Точность оценки стоимости девелоперского проекта на его жизненном цикле // Вестник РЭУ им. Г. В. Плеханова. 2021. № 6 (120). С. 5–16. DOI 10.21686/2413-2829-2021-6-5-16.
3. Ng S. T., Mak M. M. Y., Skitmore M. R., Lam K. C., Varnam M. The Predictive Ability of Bromilow's Time-Cost Model // Construction Management and Economics. 2001. Vol. 19 (2). Pp. 165–173.
4. Bayram S. Duration Prediction Models for Construction Projects: In Terms of Cost or Physical Characteristics? // KSCE Journal of Civil Engineering. 2017. Vol. 21 (6). Pp. 2049–2060.
5. Castro Miranda S. L., Del Rey Castillo E., Gonzalez V., Adafin J. Predictive Analytics for Early-Stage Construction Costs Estimation // Buildings. 2022. Vol. 12 (7). Article 1043. DOI 10.3390/buildings12071043.
6. Chen L., Wang D. Cost Estimation and Prediction for Residential Projects Based on Grey Relational Analysis–

Lasso Regression–Backpropagation Neural Network // *Information*. 2024. Vol. 15 (8). Article 502. DOI 10.3390/info15080502.

7. Debero D. W., Sinesilassie E. G. Machine Learning Model for Construction Time Prediction: A Case of Selected Public Building Projects in Hosanna, Ethiopia // *Journal of Engineering*. 2024. Article ID 5653690. DOI 10.1155/2024/5653690.

8. Hassoon A., Ghazali F. E. M., Khaleel T. A., Hadi A., Alsamarraie M. M. Machine Learning Techniques Evaluating Housing Projects Performance // *The Open Civil Engineering Journal*. 2025. Vol. 19. e18741495398469. DOI 10.2174/0118741495398469250428061055.

9. Коньков В. В., Широков В. И., Жабицкий М. Г. Прогнозирование срывов сроков строительства с использованием машинного обучения на основе исторических данных // *International Journal of Open Information Technologies*. 2024. Т. 12, № 8. С. 35–47.

10. Дарманян А. П., Филиппов М. В. Прогнозирование стоимости жилищного строительства в России // *Бизнес. Образование. Право*. 2013. № 2 (23). С. 120–123.

11. Барышева Д. А. Эконометрическое моделирование влияния факторов на эффективность деятельности строительной организации // *Вестник магистратуры*. 2015. № 11-2. С. 71–73.

12. Панибратов Ю. П., Щербина Г. Ф. Системное представление рисков инвестиционно-строительного холдинга // *Вестник гражданских инженеров*. 2015. № 6 (53). С. 45–52.

References

1. Kaystryukov S. A., Panibratov Yu. P. *Aktual'nye problemy realizatsii developerskikh proektov v zhilishchnom stroitel'stve* [Actual problems of the implementation of development projects in housing construction]. *Ekonomika stroitel'stva – Economics of Construction*, 2023, no. 11, pp. 58–63.

2. Vladimirova I. L., Kosareva YuYu., Kallaur G. Yu., Tsygankova A. A. *Tochnost' otsenki stoimosti developerskogo proekta na ego zhiznennom tsikle* [Accuracy of estimating the cost of a development project on its life cycle]. *Vestnik REU im. G. V. Plekhanova – Bulletin of the PRUE named after G. V. Plekhanov*, 2021, no. 6 (120), pp. 5–16. DOI 10.21686/2413-2829-2021-6-5-16.

3. Ng S. T., Mak M. M. Y., Skitmore M. R., Lam K. C., Varnam M. The Predictive Ability of Bromilow's Time–

Cost Model. *Construction Management and Economics*, 2001, vol. 19 (2), pp. 165–173.

4. Bayram S. Duration Prediction Models for Construction Projects: In Terms of Cost or Physical Characteristics? *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2017, vol. 21 (6), pp. 2049–2060.

5. Castro Miranda S. L., Del Rey Castillo E., Gonzalez V., Adafin J. Predictive Analytics for Early-Stage Construction Costs Estimation. *Building*, 2022, vol. 12 (7). Article 1043. DOI 10.3390/buildings12071043.

6. Chen L., Wang D. Cost Estimation and Prediction for Residential Projects Based on Grey Relational Analysis–Lasso Regression–Backpropagation Neural Network. *Information*, 2024, vol. 15 (8). Article 502. DOI 10.3390/info15080502.

7. Debero D. W., Sinesilassie E. G. Machine Learning Model for Construction Time Prediction: A Case of Selected Public Building Projects in Hosanna, Ethiopia. *Journal of Engineering*, 2024. Article ID 5653690. DOI 10.1155/2024/5653690.

8. Hassoon A., Ghazali F. E. M., Khaleel T. A., Hadi A., Alsamarraie M. M. Machine Learning Techniques Evaluating Housing Projects Performance. *The Open Civil Engineering Journal*, 2025, vol. 19, e18741495398469. DOI 10.2174/0118741495398469250428061055.

9. Kon'kov V. V., Shirokov V. I., Zhabitskiy M. G. *Prognozirovanie sryvov srokov stroitel'stva s ispol'zovaniem mashinnogo obucheniya na osnove istoricheskikh dannykh* [Prediction of construction deadline failure using machine learning based on historical data]. *International Journal of Open Information Technologies*, 2024, vol. 12, no. 8, pp. 35–47.

10. Darmanyan A. P., Filippov M. V. *Prognozirovanie stoimosti zhilishchnogo stroitel'stva v Rossii* [Forecasting the cost of housing construction in Russia]. *Biznes. Obrazovanie. Pravo – Business. Education. Law*, 2013, no. 2 (23), pp. 120–123.

11. Barysheva D. A. *Ekonometricheskoe modelirovanie vliyaniya faktorov na effektivnost' deyatel'nosti stroitel'noy organizatsii* [Econometric modeling of the influence of factors on the efficiency of the construction organization]. *Vestnik magistratury – Bulletin of the magistracy*, 2015, no. 11-2, pp. 71–73.

12. Panibratov Yu. P., Shcherbina G. F. *Sistemnoe predstavlenie riskov investitsionno-stroitel'nogo kholdinga* [Systemic presentation of the risks of the investment and construction holding]. *Vestnik grazhdanskikh inzhenerov – Bulletin of Civil Engineers*, 2015, no. 6 (53), pp. 45–52.