

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ



DOI: 10.26794/2408-9303-2026-13-1-66-75
УДК 336.02(045)
JEL G32

Разработка метода построения форвардных мультипликаторов компаний с использованием машинного обучения

А.А. Помулев

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

АННОТАЦИЯ

В условиях высокой волатильности сырьевых рынков и возрастания роли поведенческих факторов бизнеса традиционные методы сравнительного подхода к его оценке теряют точность и прогностическую устойчивость. Особенно остро данная проблема проявляется при использовании стоимостных мультипликаторов, которые не оправдывают ожиданий инвесторов и не отражают будущую динамику финансовых показателей компаний. **Целью исследования** стала разработка метода построения форвардных мультипликаторов на основе интеграции машинного обучения и имитационного моделирования Монте-Карло, позволяющего раздельно прогнозировать компоненты мультипликатора – рыночную цену акций и чистую прибыль – с учетом фундаментальных, отраслевых и поведенческих факторов стоимости. Особое внимание в ходе работы было уделено такому вопросу, как отсутствие прогнозных значений экзогенных переменных, для решения которого используется сценарное моделирование. Апробация метода проведена на данных публичной компании нефтегазового сектора, что позволило выявить структурные различия факторов, определяющих цену и прибыль. Полученные **результаты** подтверждают высокую прогностическую способность моделей и подтверждают целесообразность перехода от исторических к форвардным мультипликаторам в практике стоимостной оценки. Разработанный подход значительно расширяет существующий инструментарий и может быть использован для инвестиционного анализа и оценки стоимости бизнеса в условиях неопределенности.

Ключевые слова: стоимостная оценка бизнеса; сравнительный подход к оценке бизнеса; мультипликатор сравнительного подхода; машинное обучение

Для цитирования: Помулев А.А. Разработка метода построения форвардных мультипликаторов компаний с использованием машинного обучения. *Учет. Анализ. Аудит = Accounting. Analysis. Auditing.* 2026;13(1):66-75. DOI: 10.26794/2408-9303-2026-13-1-66-75

ORIGINAL PAPER

Developing a Method for Building Forward Multipliers of Companies Using Machine Learning

A.A. Pomulev

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

In conditions of high volatility of commodity markets and the growing role of behavioral factors, traditional methods of comparative approach to business assessment are losing accuracy and predictive stability. This problem is particularly acute when using cost multipliers that do not reflect investors' expectations and the future dynamics of companies' financial performance. The article proposes a method for constructing forward multipliers based on the integration of machine learning and Monte Carlo simulation. The method allows you to separately predict the components of the multiplier – the market price of shares and net profit, taking into account fundamental, industry and behavioral cost factors. Special attention is paid to the problem of the lack of forecast values for exogenous variables, which is solved using scenario modeling. The method was tested on data from a public company in the oil and gas sector, which made it possible to identify structural differences in the factors determining price and profit. The results obtained demonstrate the high predictive ability of the models and confirm the expediency of switching from historical to forward multipliers

© Помулев А.А., 2026

in the practice of valuation. The developed approach expands the tools of the comparative approach and can be used in investment analysis and business valuation in conditions of uncertainty.

Keywords: business valuation; comparative approach to business valuation; multiplier of the comparative approach; machine learning

For citation: Pomulev A.A. Developing a method for building forward multipliers of companies using machine learning. *Uchet. Analiz. Audit = Accounting. Analysis. Auditing*. 2026;13(1):66-75. DOI: 10.26794/2408-9303-2026-13-1-66-75

ВВЕДЕНИЕ

Сравнительный подход традиционно занимает ключевое место в методологии стоимостной оценки бизнеса и широко применяется в сфере инвестиционного анализа и корпоративных финансов. Его популярность обусловлена относительной простотой расчетов, наглядностью результатов и возможностью использования рыночной информации о сопоставимых компаниях, а эффективность данного подхода во многом зависит от качества используемых финансовых показателей и корректности выбора мультипликаторов.

Сравнительный подход (согласно мнению авторов научных и практико-ориентированных работ [1–6]) реализуется на основе ретроспективных мультипликаторов, рассчитываемых по фактическим значениям финансовых (выручка, EBITDA, чистая прибыль и прочие) и нефинансовых (количество абонентов, объем разведанных запасов и прочие) показателей. При этом не учитываются перспективы развития предприятий и будущие изменения их финансовых результатов, что особенно критично для капиталоемких отраслей с высокой цикличностью, включая нефтяной сектор. В условиях волатильности мировых сырьевых рынков и структурных изменений российской экономики использование исключительно исторических индикаторов приводит к искажению стоимостных ориентиров.

В этой связи актуальной научной и практической задачей выступает разработка метода построения форвардных мультипликаторов, основанного на прогнозных значениях финансовых показателей и способного повысить обоснованность стоимостной оценки бизнеса. Для ее решения следует выполнить следующее:

- обосновать целесообразность использования форвардных мультипликаторов;
- разработать алгоритм их построения с применением машинного обучения;
- провести эмпирическую апробацию предложенного метода на примере мультипликатора цена/чистая прибыль (P/E) в компаниях российского нефтяного сектора.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Сравнительный подход к оценке бизнеса и применение мультипликаторов подробно рассмотрены в классических работах по корпоративным финансам и оценке стоимости компаний. В частности, А. Damodaran [1] и Т. Коллер и др. [2] обосновывают экономическую природу мультипликаторов и показывают зависимость их величины от показателей рентабельности, темпов роста бизнеса и структуры капитала. Эти авторы подчеркивают, что исторические мультипликаторы обладают ограниченной прогностической способностью и их задействование может привести к систематическим ошибкам оценки в условиях изменяющейся рыночной конъюнктуры.

В работе Е. В. Чирковой [7] рассматриваются подходы к использованию форвардных мультипликаторов для обеспечения более высокой (по сравнению с историческими) объясняющей способности рыночной стоимости, однако они чаще всего рассчитываются на основе экспертных прогнозов аналитиков без оценки влияния различных факторов.

Публикация В. В. Шамраевой [8] посвящена сравнительному анализу статистических и машинных методов прогнозирования цен акций на российском фондовом рынке с целью выявления наиболее эффективной модели с использованием LSTM-нейронной сети для краткосрочного прогноза. Однако автор фокусируется только на цене акции, игнорируя финансовые показатели, необходимые для вычисления мультипликаторов. К тому же для корректного построения форвардных мультипликаторов требуется согласованное прогнозирование и цен, и финансовых показателей на более длительный горизонт (квартал или год). Применяемые технические индикаторы не отражают фундаментальную стоимость, поэтому модель LSTM хоть и точна, но не объясняет, почему цена изменяется, что снижает ее пригодность в рамках сравнительного подхода к оценке бизнеса.

N. H. Thanh и др. [9] предлагают гибридный подход к прогнозированию квартальной доходности акций на фондовом рынке Вьетнама на основе

технических и финансовых индикаторов и моделей машинного обучения — метод градиентного бустинга (Gradient Boosted Trees), однако не решают задачу определения перспективных значений мультипликаторов российских компаний.

Д. М. Карасев [10] рассматривает использование градиентного бустинга временных рядов для прогнозирования бизнес-показателей страховой организации, в частности, вероятности того, что клиенты приобретут страховой полис.

Л. Доу [11] исследует корреляционно-регрессионный анализ в контексте машинного обучения для прогноза выручки отдельной иностранной компании.

Весьма интересной представляется работа P. Geertsema [12], в которой рассматривается применение градиентного бустинга на деревьях решений в целях прогнозирования величин мультипликаторов американских компаний с учетом широкого набора фундаментальных показателей за длительный период наблюдений. Однако полученная P. Geertsema модель не адаптирована под отраслевые особенности таких специфических рынков, как российский, где особенности ведения бизнеса и регуляторная политика существенно отличаются от западных. Тем не менее подобный подход позволяет значительно улучшить точность оценки по сравнению с историческими мультипликаторами, что важно для капиталоемких и циклических отраслей, включая нефтяной сектор. Идентификация драйверов стоимости посредством машинного обучения может помочь итеративно выявлять значимые для российских условий факторы и учесть их в рамках построения прогнозных мультипликаторов.

Таким образом, можно сделать вывод, что в научной литературе отсутствует комплексный подход к построению форвардных мультипликаторов в рамках сравнительного подхода для российского рынка с использованием методов машинного обучения, что и определяет научную актуальность настоящего исследования и обосновывает необходимость разработки нового методического инструментария.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В контексте российского нефтегазового сектора, где бизнес-модель подверглась трансформации из-за геополитического конфликта, использование «запаздывающих» мультипликаторов дает искаженную картину стоимости компании. Введение

масштабных международных санкций в феврале 2022 г. стало причиной возникновения новой реальности, характеризующейся постоянной неопределенностью и волатильностью: ограничения, коснувшиеся бизнеса, вызвали каскад вторичных эффектов, затрагивающих каждый аспект корпоративных финансов, которые необходимо учитывать.

В целях построения форвардных мультипликаторов стоимостной оценки предприятий предлагается использовать метод двойного машинного обучения (Double Machine Learning, DML) [13], разработанный для корректной оценки параметров экономических моделей в условиях высокой размерности данных и потенциальной эндогенности объясняющих переменных.

В рамках сравнительного подхода ключевой задачей является оценка влияния прогнозных финансовых показателей компаний на величину мультипликаторов. При этом такие характеристики, как индикаторы прибыльности, темпы роста и инвестиционной активности, формируются во взаимосвязи с рыночными факторами, что приводит к эндогенности и смещению оценок при использовании традиционных регрессионных моделей. Применение стандартных алгоритмов машинного обучения, ориентированных на минимизацию прогнозной ошибки, также не позволяет получить экономически интерпретируемые и устойчивые оценки влияния отдельных параметров.

Метод двойного машинного обучения дает возможность разделить задачи прогнозирования и определения параметров модели. В общем виде построение величины форвардного мультипликатора P/E представлено на *рис. 1*.

На первом этапе оцениваются условные математические ожидания параметров мультипликатора, что позволяет разделить контрольные переменные на объясняемую и объясняющую.

На втором из исходных данных формируются «очищенные» величины, не зависящие от влияния различных факторов. Важным элементом методологии является проведение процедуры кросс-фиттинга, при которой выборка разбивается на подвыборки для обучения моделей и последующей оценки параметров, что позволяет обеспечить их асимптотическую состоятельность и снизить риск переобучения.

Применение двойного машинного обучения в рамках сравнительного подхода обеспечивает устойчивость оценок форвардных мультипликаторов и позволяет учитывать сложные нелинейные

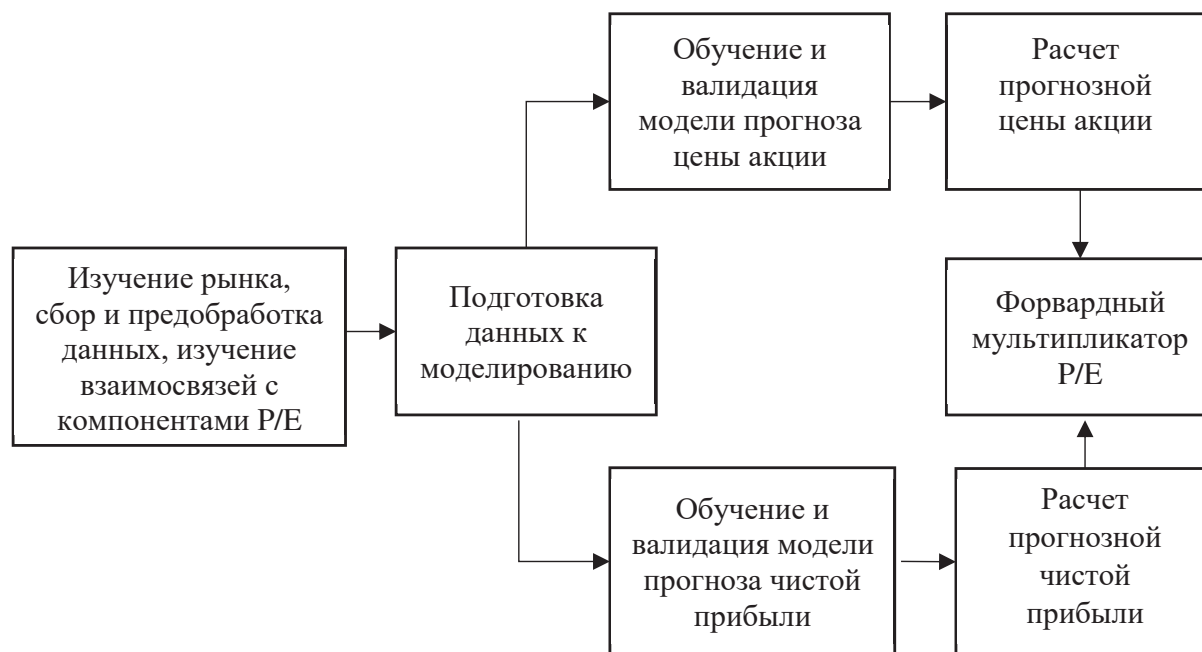


Рис. 1 / Fig. 1. Основные этапы метода построения форвардного мультипликатора с использованием концепции двойного машинного обучения / The Main Stages of the Forward Multiplier Construction Method Using the Dual Machine Learning Concept

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

зависимости между финансовыми показателями и рыночной стоимостью компаний, что особенно актуально для оценки предприятий капиталоемких отраслей, характеризующихся высокой волатильностью финансовых результатов.

Апробация метода проведена на выборке данных компаний российского нефтяного сектора: ПАО «Лукойл», ПАО «Роснефть», ПАО «Башнефть», ПАО «Татнефть» и ПАО «Сургутнефтегаз».

Выполнена проверка гипотезы о влиянии внешних факторов стоимости на компоненты мультипликатора P/E (цена/чистая прибыль) предприятий нефтегазового сектора. При определении цены использовались данные о стоимости акций в обращении и их количестве. Поправка на уровень контроля не применялась. Чистая прибыль взята по данным международной финансовой отчетности по итогам года.

В качестве влияющих внешних факторов выделены три основные группы: макроэкономические и рыночные, отраслевые, поведенческие. Данный перечень сформирован исходя из теоретически обоснованного влияния перечисленных аспектов на результаты деятельности компании и цену их акций [14], а также по итогам анализа отрасли.

К группе макроэкономических и рыночных факторов можно отнести переменные, отражаю-

щие общие условия функционирования экономики и финансового рынка:

- *курс золота (gold)*: характеризует инфляционные ожидания и уровень неопределенности; рост цен на золото в рублях обычно сопровождается усилением инфляционных рисков и снижением склонности к ним инвесторов;
- *курс рубля к доллару (USD/RUB)*: определяет трансляционные эффекты в выручке (экспортная выручка номинирована в иностранной валюте) и прибыли нефтегазовых компаний;
- *ставка ROISFIX-6M* (индекс процентного свопа на ставку RUONIA): отражает стоимость краткосрочного фондирования и уровень альтернативной доходности на денежном рынке. Повышение ставок увеличивает требуемую доходность капитала и снижает мультипликаторы;
- *доходность облигаций федерального займа на срок 10 лет (Yield Curve 10Y)*: используется как безрисковая ставка и базовый элемент расчета ставки дисконтирования; рост доходности снижает текущую стоимость будущих прибылей и, следовательно, справедливые P/E;
- *темпы прироста ВВП (gdp_rate)*: характеризует фазу экономического цикла и совокупный спрос, влияющий на результаты деятельности всей промышленности, включая нефтегазовую отрасль.

Группа отраслевых факторов отражает рыночные условия деятельности нефтегазовых компаний:

- *цена на нефть марки Brent* (Brent): является важным драйвером выручки и прибыльности, ее рост увеличивает E (earnings), но может по-разному влиять на P/E в зависимости от ожиданий рынка;

- *добыча сырой нефти* (crude_oil_production)¹: отражает физический объем предложения и производственную активность компаний. Рост добычи при стабильных ценах способствует увеличению прибыли и снижению P/E;

- *общий мировой спрос на нефть* (total_oil_demand)²: определяет фундаментальный баланс рынка и долгосрочные ожидания цен. Рост спроса поддерживает мультипликаторы;

- *разрыв между спросом и предложением* (supply_demand_gap): характеризует текущий баланс рынка. Дефицит предложения приводит к росту цен и улучшению ожиданий инвесторов;

- *количество действующих буровых установок в мире* (world_rig_count)³: является опережающим индикатором будущего предложения и инвестиционной активности отрасли. Его рост часто превосходит давление на цены.

Поведенческие факторы [15] включают переменные, отражающие информационные и поведенческие аспекты рынка:

- *количество позитивных и негативных новостей*: служит индикатором информационного фона и деловых ожиданий инвесторов. Преобладание позитивных сообщений способствует росту котировок и временно повышает P/E;

- *количество поисковых запросов в интернете по наименованию публичной компании* (word_stat)⁴: интерпретируется как индикатор внимания розничных инвесторов. Резкое увеличение интереса может сопровождаться ростом волатильности и краткосрочной переоценкой акций.

Выгрузка финансовых показателей и цены акций компаний за период с 2010 по 2024 г. сформирована

с использованием информационного ресурса cbonds.ru⁵. Разработка моделей осуществлена посредством языка программирования Python. Всего выборка по компаниям составила 15 083 наблюдения.

По результатам корреляционного анализа проведен поэтапный отбор показателей стоимости. Для прогнозирования цены акций (P) нефтегазовых компаний взяты показатели, обладающие высокой связью с целевой переменной и не дублирующие друг друга по содержанию: курс золота (gold), цена нефти марки Brent, статистика поисковых запросов по наименованию компании (word_stat), а также отраслевой индикатор баланса рынка нефти (supply_demand_gap). Ряд макроэкономических переменных (USD/RUB, доходность ОФЗ-10, ROISFIX-6М, темп роста ВВП) исключен вследствие высокой мультиколлинеарности и опосредованного отражения их влияния через выбранные факторы.

Для прогнозирования чистой прибыли (E), напротив, ключевое значение имеют фундаментальные показатели отраслевого спроса и предложения. В итоговый набор факторов включены мировой спрос на нефть (total_oil_demand) и количество действующих буровых установок (world_rig_count), тогда как другие индикаторы не учитывались для формирования операционных финансовых результатов как менее релевантные.

На следующем этапе выборка разделена на 3 части: обучающую, валидационную и тестовую, после чего выполнено обучение и сравнение 6 различных классов моделей машинного обучения. В табл. 1 представлены основные метрики качества моделей прогнозирования цены акции на примере ПАО «Лукойл».

По результатам валидации установлено, что ансамблевые модели на основе деревьев решений существенно превосходят линейные по всем метрикам. Наилучшие результаты продемонстрировала модель экстра-случайного леса (Extra Trees), обеспечившая минимальные значения средней абсолютной (MAE) и средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) при прогнозировании цены акций — проверка на тестовой выборке показала ее крайне высокую способность к обобщению данных (R² составляет 0,99).

Аналогичным образом осуществлено обучение и выбор наилучшей модели для прогноза чистой прибыли.

¹ World oil supply and demand, 1971–2020 Energy Agency (IEA). URL: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/world-oil-supply-and-demand-1971-2020> (дата обращения: 20.12.2025).

² Monthly Oil Market Report — October 2025. Organization of the Petroleum Exporting Countries (OPEC). URL: <https://momr.opec.org/pdf-download/> (дата обращения: 20.12.2025).

³ Worldwide Rig Count. Baker Hughes. URL: <https://rigcount.bakerhughes.com/intl-rig-count> (дата обращения: 25.12.2025).

⁴ Статистика запросов «Лукойл» в Яндекске. Wordstat. URL: <https://wordstat.yandex.ru/?region=all&view=graph&words=Лукойл%20> (дата обращения: 25.12.2025).

⁵ Финансовые индексы и аналитика. Cbonds. URL: <https://cbonds.ru/> (дата обращения: 25.12.2025).

Таблица 1 / Table 1
**Метрики качества моделей прогноза
 цены акции на примере ПАО «Лукойл» /
 Metrics for the Quality of Stock Price Forecast
 Models Using the Example of PJSC Lukoil**

| Модель / Model | MAE, в ед. целевого признака / MAE, in units of the target attribute | MAPE, % / MAPE, % |
|--------------------|----------------------------------------------------------------------|-------------------|
| Линейная регрессия | 556,56 | 13,55 |
| ElasticNet | 556,55 | 13,54 |
| Lightgbm | 117,26 | 3,09 |
| Catboost | 101,64 | 2,77 |
| Случайный лес | 99,45 | 2,57 |
| Extra Trees | 76,46 | 2,11 |

Источник / Source: разработано автором в Python / developed by the author in Python.

Итоговый анализ значимости признаков полученных моделей выявил доминирующее влияние на формирование рыночной цены акций поведенческих факторов.

Наибольший вклад в прогноз цены вносит показатель поисковых запросов (word_stat), за которым следуют курс золота (gold), разрыв между спросом и предложением (supply-demand_gap) и цена на нефть марки Brent (рис. 2).

При этом текущая цена нефти марки Brent имеет относительно меньшую значимость, т.е. рынок заранее закладывает ожидания по нефтяным котировкам в цену акций.

В модели прогнозирования чистой прибыли, напротив, ключевым фактором выступает мировой спрос на нефть, определяющий до 90% вариации целевой переменной, тогда как количество буровых установок играет вспомогательную роль (рис. 3).

ОБСУЖДЕНИЕ

В целях апробации полученных моделей протестируем их корректность и сделаем сценарный анализ мультипликатора Р/Е ПАО «Лукойл» в зависимости от ожидаемых значений предикторов.

Одной из ключевых практических проблем при построении форвардных мультипликаторов является отсутствие достоверных прогнозных значений по части экзогенных факторов стоимости на средне- и долгосрочном горизонте. В частности, для поведенческих и отраслевых индикаторов

(интенсивность поисковых запросов, баланс спроса и предложения на рынке нефти и количество буровых установок) официальные прогнозы либо отсутствуют, или носят фрагментарный характер. В целях преодоления данного ограничения в работе применялся метод имитационного моделирования Монте-Карло [16], суть которого заключается в генерации большого числа возможных траекторий развития исследуемого показателя на основе его исторической динамики и заданных вероятностных характеристик. В рамках исследования для каждого признака, не имеющего внешнего прогнозного источника, оцениваются параметры распределения логарифмических темпов роста, что позволяет учитывать как среднюю динамику, так и волатильность временного ряда. Предполагается, что будущие изменения показателя подчиняются стохастическому процессу с нормально распределенными логарифмическими приращениями, что является стандартным допущением в финансовом моделировании.

На основе параметров распределения формируется тысяча сценариев будущих величин переменной на прогнозном горизонте, каждый из которых отражает возможную траекторию ее развития. Итоговый прогноз определяется как медианное

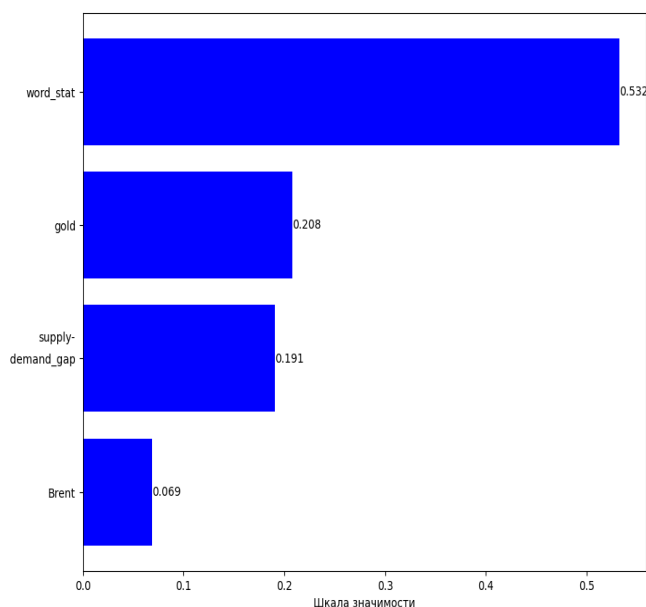


Рис. 2 / Fig. 2. Шкала значимости признаков в модели Extra Trees прогноза цены акции ПАО «Лукойл» / The Scale of Significance of Features in the Extra Trees Model of the Forecast of the Share Price of PJSC "Lukoil"

Источник / Source: разработано автором в Python / developed by the author in Python.

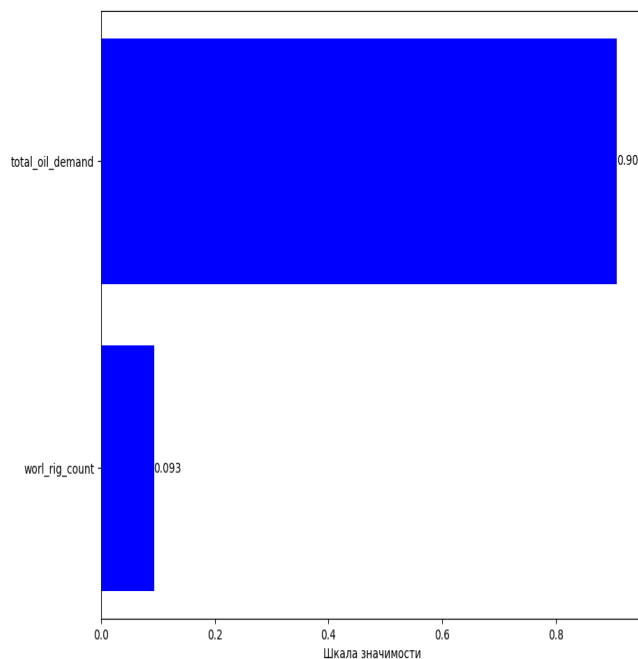


Рис. 3 / Fig. 3 Шкала значимости признаков в модели Extra Trees прогноза чистой прибыли ПАО «Лукойл» / The Scale of Significance of Features in the Extra Trees Model of PJSC Lukoil's Net Profit Forecast

Источник / Source: разработано автором в Python / developed by the author in Python.

значение распределения полученных сценариев по каждому году. Это позволяет снизить влияние экстремальных величин и получить устойчивую оценку, пригодную для дальнейшего применения в моделях прогнозирования цены акций и чистой прибыли.

Метод Монте-Карло в данном контексте не подменяет экономический смысл моделей машинного обучения, а выполняет вспомогательную функцию формирования согласованного набора прогнозных входных данных, что способствует сохранению целостности представленного подхода к построению форвардного мультипликатора P/E и избеганию упрощенных допущений о неизменности экзогенных факторов.

Результаты имитационного моделирования продемонстрировали, что задействование метода Монте-Карло обеспечивает устойчивые и экономически интерпретируемые прогнозы по экзогенным переменным, применяемым для расчета компонентов мультипликатора P/E. С помощью полученных сценарных значений показателей в разработанных моделях спрогнозированы цены акций и чистой прибыли, что позволило сформировать форвардные

оценки рыночной капитализации и мультипликатора ПАО «Лукойл» на горизонте 2025–2027 гг.

Исходя из представленной в табл. 2 информации можно сделать вывод об умеренно растущей динамике мультипликатора P/E при одновременном снижении чистой прибыли и относительной стабильности цены акции. Полученные данные свидетельствуют о том, что в среднесрочной перспективе рыночная оценка компании в большей степени поддерживается ожиданиями и поведенческими факторами, чем текущей динамикой фундаментальных финансовых результатов. Такой вывод согласуется с итогами анализа значимости факторов, согласно которым цена акций определяется преимущественно рыночными настроениями, тогда как прибыль — отраслевым спросом и производственной активностью.

ВЫВОДЫ

Сочетание имитационного моделирования с применением моделей машинного обучения и методологии двойного машинного обучения позволило сформировать целостный инструмент для определения форвардных мультипликаторов, учитывающий как стохастическую природу внешних факторов, так и структурные взаимосвязи между ценой и прибылью. Его использование повышает практическую значимость сравнительного подхода к оценке бизнеса в условиях неопределенности и ограниченной прогнозной информации.

В целом результаты исследования подтверждают, что интеграция методов машинного обучения и имитационного моделирования Монте-Карло является эффективным решением задачи прогнозирования форвардных стоимостных мультипликаторов, которое может быть полезно при анализе публичных компаний различных отраслей.

Перспективы дальнейшей работы связаны с расширением как методологического аппарата, так и эмпирической базы исследования. Представляется целесообразным распространение разработанного подхода на другие капиталоемкие отрасли экономики, характеризующиеся высокой зависимостью рыночной оценки от ожиданий инвесторов, включая металлургию, электроэнергетику, химическую промышленность и транспортный сектор. Отдельного внимания заслуживает последующее развитие сценарного анализа на основе имитационного моделирования Монте-Карло. Например, формирование не только базовых, но и стресс-сценариев, что повысит прикладную ценность метода.

Таблица 2 / Table 2

Пример базового сценария параметров модели, цены акции, чистой прибыли и мультипликатора P/E ПАО «Лукойл» / An Example of the Basic Scenario of the Model Parameters, Share Price, net Profit and the P/E Multiplier of PJSC "Lukoil"

| Показатель / Indicator | Прогноз на 2025 / Forecast for 2025 | Прогноз на 2026 / Forecast for 2026 | Прогноз на 2027 / Forecast for 2027 | Источник прогноза / Forecast source |
|------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Курс золота, долларов за унцию | – | 3574 | 3908 | «Прогноз курса» ^а |
| Курс золота, р. за грамм | 9000 | 11 952 | 13 446 | Альфабанк ^б |
| Цена на нефть марки Brent (Brent) | 73,29 | 70,97 | 68,78 | Прогноз на основе разработанной автором модели имитационного моделирования |
| Разрыв между спросом и предложением (supply-demand_gap) | -39 | -1445 | -1492 | На 2025 на основе данных ОПЕС ^с с 2026 по 2027 принято на основе результатов имитационного моделирования |
| Количество поисковых запросов в интернете по наименованию публичной компании (word_stat) | 225 387 | 224 692 | 225 063 | Яндекс word stat на основе имитационного моделирования |
| Общий спрос на нефть (total_oil_demand) | 5252 | 5320 | 5400 | На 2025 на основе данных ОПЕС, с 2026 по 2027 принято на основе результатов имитационного моделирования |
| Мировое количество буровых установок (worl_rig_count) | 1734 | 1607 | 1548 | На 2025 по Baker Hughes ^д , с 2026 по 2027 гг. принято на основе результатов имитационного моделирования |
| Ожидаемая чистая прибыль, руб. | 1 182 263 410 000 | 1 145 286 100 000 | 1 128 851 740 000 | Расчет по разработанной модели |
| Ожидаемая цена акции, руб. | 6028 | 6874 | 6854 | Расчет по разработанной модели |
| Ожидаемая рыночная капитализация, руб. | 4 176 977 188 050 | 4 762 940 811 400 | 4 749 235 842 800 | Расчет по разработанной модели |
| Ожидаемый P/E | 3,53 | 4,16 | 4,21 | Расчет по разработанной модели |

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

Примечания / Notes: а – Прогноз курса золота. URL: <https://prognozkursa.com/gold/> (дата обращения: 18.10.2025) / а – Gold price forecast. URL: <https://prognozkursa.com/gold/> (accessed on:18.10.2025); б – Прогноз цен на золото в январе 2025 г. Альфа-Банк. URL: <https://alfabank.ru/alfa-investor/t/prognoz-tsen-na-zoloto-obzor-v-yanvare-2025/> (дата обращения: 18.10.2025); с – Oil production worldwide from 1998 to 2023 (in 1,000 barrels per day). Energy Institute 2024. URL: <https://www.statista.com/statistics/265203/global-oil-production-in-barrels-per-day/> (дата обращения: 29.12.2025); д – Worldwide Rig Count. Baker Hughes. URL: <https://rigcount.bakerhughes.com/intl-rig-count> (дата обращения: 25.12.2025).

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Damodaran A. Corporate finance: Theory and practice. 2nd ed. New York: Wiley India; 2001. 982 p.
2. Копленд Т., Коллер Т., Муррин Дж. Стоимость компаний: оценка и управление. 3-е изд. Пер. с англ. М.: Олимп-Бизнес; 2005. 576 с.
3. Анкудинов А.Б., Батаева Б.С. Структура собственности и рыночная стоимость: эмпирический анализ российских публичных компаний. *Управленец*. 2021;12(2):35-45. DOI: 10.29141/2218-5003-2021-12-2-3
4. Schreiner A., Spremann K. Multiples and their valuation accuracy in European equity markets. *SSRN Electronic Journal*; 2007. URL: <https://disk.yandex.ru/i/4xeQz3WkzEwH2A>
5. Turcas F., Dumiter F., Brezeanu P., Jimon S. Theoretical and practical issues in business valuation. *Studia Univ. Vasile Goldiș Arad — Econ. Ser.* 2016;26(4):1-23. DOI: 10.1515/sues-2016-0016
6. Гринвальд Б., Кан Дж., Сонкин П.Д., ван Биема М. Стоимостное инвестирование: от Грэма до Баффета и далее. Пер. с англ. М.: Бомбора; 2023. 512 с.
7. Чиркова Е.В. Как оценить бизнес по аналогии: методологическое пособие. М.: Альпина Бизнес Букс; 2005. 190 с.
8. Шамраева В.В. Математические методы прогнозирования изменения цены акций и их реализация методами машинного обучения. *Фундаментальные исследования*. 2024;(11):88-96. DOI: 10.17513/fr.43718. EDN: KHYTRE.
9. Thanh N.H., Do-Thi N., Nguyen-Trang T. Predicting stock returns using machine learning combined with data envelopment analysis and automatic feature engineering: A case study on the Vietnamese stock market. *PLoS One*. 2025;20(9): e0332154. DOI: 10.1371/journal.pone.0332154
10. Карасев Д.М. Применение методов машинного обучения для прогнозирования финансовых показателей страховой компании. *Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности*. 2024;9(7):178-186.
11. Дюу Л., Афанасьев Г.И., Кузнецова С.А. Прогнозирование финансовой эффективности и инвестиционной привлекательности сберегательно-кредитной холдинговой компании «Charles Schwab Corporation» с применением корреляционно-регрессионного анализа в контексте машинного обучения регрессионных моделей. *Финансовая экономика*. 2025;(1):134-141.
12. Geertsema P., Lu H. Relative valuation with machine learning. *Journal of Accounting Research*. 2023;61(1):329-376. DOI: 10.1111/1475-679X.12464
13. Chernozhukov V., Chetverikov D., Demirer M., Duflo E., Hansen C., Newey W., Robins J. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. *The Econometrics Journal*. 2017;20(1):1-68. DOI: 10.1111/ectj.12097
14. Помулев А.А., Помулева Н.С. Методологические аспекты стоимостной оценки кредитных организаций в условиях внешней неопределенности. *Финансы: теория и практика*. 2022;26(6):212-232. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-6-212-232
15. Богатырев С.Ю., Никонова И.А., Помулев А.А. Машинные технологии расчета психофинансового индекса. *Финансы и кредит*. 2024;30(4):788-813. DOI: 10.24891/fc.30.4.788
16. Binder K., Heermann DW. The Monte Carlo method, an introduction. In: Computational Many-Particle Physics. *Lecture Notes in Physics*. 2008;739:63-78. DOI: 10.1007/978-3-540-74686-7_3

REFERENCES

1. Damodaran A. Corporate finance: Theory and practice. 2nd ed. New York: Wiley India; 2001. 982 p.
2. Copeland T., Koller T., Murrin J. Valuation: Measuring and managing the value of companies. 3rd ed. Transl. from Engl. Moscow: Olimp-Business; 2005. 576 p. (In Russ.).
3. Ankudinov A.B., Bataeva B.S. Ownership structure and market value: Empirical analysis of Russian public companies. *Upravlenets = The manager*. 2021;12(2):35-45. (In Russ.). DOI: 10.29141/2218-5003-2021-12-2-3
4. Schreiner A, Spremann K. Multiples and their valuation accuracy in European equity markets. *SSRN Electronic Journal*. 2007. URL: <https://disk.yandex.ru/i/4xeQz3WkzEwH2A>
5. Turcas F., Dumiter F., Brezeanu P., Jimon S. Theoretical and practical issues in business valuation. *Studia Univ. "Vasile Goldiș" Arad — Econ Ser.* 2016;26(4):1-23. DOI: 10.1515/sues-2016-0016

6. Greenwald B., Kahn J., Sonkin P.D., van Biema M. Value investing: From Graham to Buffett and beyond. Transl. from Engl. Moscow: Bombora; 2023. 512 p. (In Russ.).
7. Chirkova E.V. How to value a business by analogy: Methodological guide. Moscow: Alpina Business Book; 2005. 190 p. (In Russ.).
8. Shamraeva VV. Mathematical methods for forecasting stock price changes and their implementation using machine learning. *Fundamental'nye Issledovaniya = Fundamental research*. 2024;(11):88–96. (In Russ.). DOI: 10.17513/fr.43718
9. Thanh N.H., Do-Thi N., Nguyen-Trang T. Predicting stock returns using machine learning combined with data envelopment analysis and automatic feature engineering: A case study on the Vietnamese stock market. *PLoS One*. 2025;20(9):e0332154. DOI: 10.1371/journal.pone.0332154
10. Karasev D.M. Application of machine learning methods for forecasting financial indicators of an insurance company. *Mezhdunarodnyy zhurnal informatsionnykh tekhnologiy i energeticheskoy effektivnosti = International Journal of Information Technologies and Energy Efficiency*. 2024;9(7):178–186. (In Russ.).
11. Dou L., Afanasyev G.I., Kuznetsova S.A. Forecasting financial performance and investment attractiveness of Charles Schwab Corporation using correlation-regression analysis in the context of machine learning regression models. *Finansovaya Ekonomika = Financial Economy*. 2025;(1):134–141. (In Russ.).
12. Geertsema P, Lu H. Relative valuation with machine learning. *Journal of Accounting Research*. 2023;61(1). DOI: 10.1111/1475-679X.12464
13. Chernozhukov V., Chetverikov D., Demirer M., Duflo E., Hansen C., Newey W., Robins J. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. *The Econometrics Journal*. 2017;20(1):C1–C68. DOI: 10.1111/ectj.12097
14. Pomulev A.A., Pomuleva N.S. Methodological aspects of valuation of credit institutions under external uncertainty. *Finance: Theory and Practice*. 2022;26(6):212–232. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-6-212-232
15. Bogatyrev S.Y., Nikonova I.A., Pomulev A.A. Machine learning technologies for calculating the psycho-financial index. *Finansy i Kredit = Finance and Credit*. 2024;30(4):788–813. (In Russ.). DOI: 10.24891/fc.30.4.788
16. Binder K., Heermann D.W. The Monte Carlo method, an introduction. In: *Computational Many-Particle Physics. Lecture Notes in Physics*. 2008;739:63–78. DOI: 10.1007/978-3-540-74686-7_3

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / ABOUT THE AUTHOR

Александр Александрович Помулев — кандидат экономических наук, доцент кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

Alexander A. Pomulev — Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof. of Corporate Finance and Corporate Governance Department, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

<https://orcid.org/0000-0002-3189-1534>

me@pomulev.ru

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Conflicts of Interest Statement: The author has no conflicts of interest to declare.

Статья поступила в редакцию 29.12.2025; после рецензирования 12.01.2026; принята к публикации 23.01.2026.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 29.12.2025; revised on 12.01.2026 and accepted for publication on 23.01.2026.

The author read and approved the final version of the manuscript.