https://doi.org/10.31107/2075-1990-2025-6-99-112

Влияет ли финансовое состояние компаний на прогностическую точность DCF-модели?

Никита Сергеевич Федоров
E-mail: ns.fedorov@hse.ru, ORCID: 0009-0008-5273-6227
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики — Санкт-Петербург», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

Аннотация
DCF-модель является одной из наиболее часто используемых при оценке стоимости компаний для принятия инвестиционных решений. Тем не менее оценка точности данной модели остается важным исследовательским вопросом. В статье представлена оценка точности спецификаций DCF-модели на основе анализа отклонений справедливых цен акций компаний, котирующихся на фондовом индексе S&P 500. Справедливые цены спецификаций DCF-модели составлены на основе алгоритмов искусственного интеллекта. Анализ точности DCF-модели включает сравнение справедливых цен с рыночными и реализованными ценами, что увеличивает надежность эмпирического анализа. В результате исследования установлено, что точность справедливых цен, вычисленных на основе спецификаций DCF-модели, варьируется в зависимости от финансового состояния компаний.

Ключевые слова: *DCF, оценка стоимости компаний, искусственный интелект, справедливая цена*

JEL: *G32*

Для цитирования: *Федоров Н. С. Влияет ли финансовое состояние компаний на прогностическую точность DCF-модели? // Финансовый журнал. 2025. Т. 17. № 6. С. 99–112. https://doi.org/10.31107/2075-1990-2025-6-99-112.*

---

https://doi.org/10.31107/2075-1990-2025-6-99-112

Does Financial Condition of Companies Affect Predictive Accuracy of the DCF-model?

Nikita S. Fedorov

HSE University — St. Petersburg, Saint-Petersburg, Russian Federation

ns.fedorov@hse.ru, https://orcid.org/0009-0008-5273-6227

Abstract
The DCF model is one of the most commonly used models in valuing companies for investment decisions. Nevertheless, estimating the accuracy of this model remains an important research question. This article presents an assessment of the accuracy of DCF model specifications based on analyzing the variance of fair share prices of companies listed on the S&P 500 stock index. The fair prices from the DCF model are calculated using artificial intelligence algorithms. The analysis of the DCF model's accuracy includes a comparison of fair prices with market and realized prices, which increases the

reliability of the empirical analysis. The study shows that the accuracy of fair prices calculated on the basis of the DCF model specifications varies depending on the financial performance of companies.

Keywords: *DCF, company valuation, artificial intelligence, fair price*

JEL: *G32*

For citation: *Fedorov N.S. (2025). Does Financial Condition of Companies Affect Predictive Accuracy of the DCF-model? Financial Journal, 17 (6), 99–112 (in Russ.). https://doi.org/10.31107/2075-1990-2025-6-99-112.*

ВВЕДЕНИЕ

Для прогнозирования справедливых цен акций компаний применяются различные модели оценки стоимости. В данном исследовании проанализирована точность справедливых цен, составленных на основе модели дисконтирования денежных потоков (Discounted Cash Flow — DCF). DCF-модель представляет собой метод прогнозирования ключевых компонентов финансовой отчетности и применяется для оценки компаний с различными характеристиками.

DCF-модель является комплексной и более сложной в вычислении по сравнению с другими моделями оценки стоимости. В частности, трудоемким процессом является прогнозирование темпов роста будущих денежных потоков. Для составления инвестиционного портфеля необходим анализ одновременно большого количества компаний, что приводит к увеличению времени поиска подходящих акций. Однако в настоящее время постепенно увеличивается роль искусственного интеллекта, в том числе и в финансовом анализе, благодаря возможности автоматизации работы с большим количеством данных. В настоящем исследовании DCF-модель составлена на основе алгоритмов машинного обучения. Таким образом, в статье представлена оценка эффективности искусственного интеллекта в повышении прогностической точности справедливых цен акций.

Статья дополняет ряд существующих исследований, посвященных точности определения справедливых цен акций [Demirakos, Strong et al., 2010; Bonini, Zanetti et al., 2010]. В первую очередь, исследование включает сравнение двух спецификаций DCF-модели. Одним из методов оценки точности справедливых цен, вычисляемых с помощью DCF-модели и двух спецификаций — свободных денежных потоков для собственного капитала (Free Cash Flow to Equity — FCFE) и свободных денежных потоков для фирм (Free Cash Flow to Firm — FCFF), — является сравнение справедливых цен с рыночными ценами. Согласно исследованиям Е. Фамы и К. Френча [Fama, French, 1988; Fama, French, 2015] и В. Де Бондта и Р. Талера [De Bondt, Thaler, 1985] имеет место тенденция реверсии рыночных цен акций в долгосрочном периоде. Реверсия объясняет и то, что рынки могут корректироваться спустя некоторое время. В данной статье принято предположение, что вследствие коррекции справедливые цены могут достигать рыночных цен в течение 24 месяцев.

Стоит отметить, что рыночные цены могут не отражать справедливую стоимость акций вследствие рыночной неэффективности. В статье представлен анализ точности справедливых цен, полученных с помощью DCF-модели, которые сравниваются с реализованными ценами. Реализованные цены вычислены на основе модели дисконтирования будущих фактических дивидендов компаний. Такое сравнение также увеличивает надежность результатов оценки прогностической точности DCF-модели.

В исследовании предполагается, что DCF-модель применяется для долгосрочного инвестирования. Результаты показали тенденцию к увеличению точности спецификаций DCF-модели, если справедливые цены достигли рыночных цен после 12 месяцев с момента публикации прогноза. Как правило, в исследованиях оценивается, достигает ли рыночная цена справедливой (целевой) цены в течение 12 месяцев с момента ее публикации [Demirakos, Strong et al., 2010; Bonini, Zanetti et al., 2010]. Изменение периода может существенно влиять на точность DCF-модели.

Исследование позволяет сделать вывод, что точность спецификаций DCF-модели варьируется в зависимости от финансовых показателей. Степень этой зависимости определяется метрикой, применяемой для оценки качества прогнозов, а также выбранной спецификацией. В частности, точность DCF-модели для компаний с определенной капитализацией зависит от сравнения справедливых цен с рыночными и реализованными ценами. Финансовый рычаг имеет положительное влияние на увеличение прогностической ошибки FCFF. При оценке стоимости спецификации различаются тем, что FCFE зависит не только от изменений премии за риск и коэффициента отношения балансовой стоимости к рыночной стоимости, но и волатильности акций и рыночной капитализации. Эти результаты важны с точки зрения применения фундаментального анализа акций для принятия инвестиционных решений.

В статье представлен обзор литературы, посвященной оценке стоимости компаний, проблематике достижения справедливой стоимости и возможностям искусственного интеллекта в области финансовых вычислений, изложена методология исследования, проанализированы полученные результаты и сделаны выводы.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Аналитики используют прогнозирование целевых цен акций для оценки стоимости компаний. Эмпирические исследования демонстрируют определенные расхождения в оценках этого подхода. В исследовании [Bradshaw, Brown, 2006] показано, что 45% целевых цен аналитиков достигло рыночных цен в течение 12 месяцев. В ряде работ отмечено, что возможности прогнозирования целевых цен ограничены [Kerl, 2011; Bilinski, Lyssimachou et al., 2012]. В статье [Asquith, Mikhail et al., 2005] авторы приводят анализ отчетов, в которых содержатся прогнозы прибыли, рекомендации и целевые цены. Результаты показали, что не существует взаимосвязи между методологией оценки стоимости компаний и точностью прогнозирования целевых цен. Прогнозы, которые значительно отклоняются от преобладающей цены акций, являются менее точными [Kerl, 2011]. В этом же исследовании продемонстрировано, что рекомендации аналитиков по продаже акций имеют более низкую точность по сравнению с положительными рекомендациями. Автор предположил, что это может быть связано с неизвестными факторами, влияющими на точность.

В то же время прогностическая точность целевых цен существенно зависит от выбранной модели оценки стоимости. Аналитики, как правило, предпочитают использовать модели сравнительной оценки. Например, одной из таких моделей является отношение рыночной капитализации к прибыли (Price-to-Earnings) [Demirakos, Strong et al., 2004]. Различные исследования подтверждают, что использование моделей оценки стоимости зависит от финансового состояния компаний. Например, аналитики предпочитают использовать DCF-модель в периоды снижения доходности акций и для компаний с отрицательной прибылью и низкой рыночной капитализацией [Demirakos, Strong et al., 2010]. Они варьируют спецификации DCF-модели. Например, они используют спецификацию FCFF для компаний с нестабильной структурой капитала [Bancel, Mittoo, 2014]. В то же время аналитики предпочитают использовать DCF-модель для компаний с высокими темпами роста [Imam, Barker et al., 2008]. Они применяют DCF-модель при высоких рыночных значениях доходности и волатильности, а также для молодых и технологичных компаний [Rosenboom, 2007].

Существуют различия в точности между моделями оценки стоимости. С одной стороны, DCF-модель превосходит в точности модели рыночных коэффициентов [Demirakos, Strong et al., 2010; Gleason, Johnson et al., 2011]. С другой стороны, DCF-модель может не иметь преимуществ по сравнению с моделями мультипликаторов [Asquith, Mikhail et al., 2005].

В настоящее время в области финансовых вычислений эффективно применяется машинное обучение. При сравнении нейронной сети и интегрированной модели авторегрессии — скользящего среднего на основе данных NYSE (New York Stock Exchange) продемонстрировано преимущество модели нейронных сетей при прогнозировании временных рядов [Adebiyi, Adewumi et al., 2014]. Различные модели машинного обучения применяются для оценки стоимости компаний и прогнозирования доходности. На основе таких методов, как LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), k-ближайших соседей, случайный лес, эластичная сеть, было показано, что машинное обучение может быть точным, несмещенным и малозатратным методом оценки стоимости компаний [Koklev, 2022]. На основе DCF-модели и с помощью метода опорных векторов и других моделей машинного обучения было представлено решение для оценки стоимости компаний в условиях снижения неопределенности [Vayas-Ortega, Soguero-Ruiz et al., 2020]. Перечисленные работы демонстрируют возможности машинного обучения.

МЕТОДОЛОГИЯ И ДАННЫЕ

В исследовании используются панельные данные 473 компаний, входящих в фондовый индекс S&P 500. Используются данные за период с 1986 по 2020 г. Справедливые цены, рассчитанные с помощью DCF-модели, получены из источника «Цифровой финансовый аналитик»[1]. Данный ресурс представляет собой приложение для фундаментального анализа акций. DCF-модель построена на основе алгоритмов искусственного интеллекта и включает две спецификации FCFE и FCFF. Спецификации представлены следующим образом:

$$FCFE = \sum_{t=1}^{30} \frac{Revenue_t * FCFE\_margin}{(1+CoE)^t * Shares} + \frac{Revenue_{30} * (1+TGR) * FCFE\_margin_{TP}}{(CoE-TGR) * (1+CoE)^{30} * Shares}, \quad (1)$$

где $Revenue_t$ — выручка компании с учетом ее прогнозного темпа роста; $FCFE\_margin$ — рентабельность свободного денежного потока для собственного капитала; CoE — стоимость собственного капитала; TGR (Terminal Growth Rate) — темпы роста выручки для терминальной стоимости; $FCFE\_margin_{TP}$ — рентабельность свободного денежного потока для собственного капитала в терминальной стоимости; $Shares$ — количество акций в свободном обращении.

$$FCFF = \sum_{t=1}^{30} \frac{Revenue_t * FCFF\_margin}{(1+WACC)^t * Shares} + \frac{Revenue_{30} * (1+TGR) * FCFF\_margin_{TP}}{(WACC-TGR) * (1+WACC)^{30} * Shares}, \quad (2)$$

где $Revenue_t$ — выручка компании с учетом ее прогнозного темпа роста; $FCFF\_margin$ — рентабельность свободного денежного потока для компании; $WACC$ — средневзвешенная стоимость капитала; TGR — темпы роста выручки для терминальной стоимости; $FCFF\_margin_{TP}$ — рентабельность свободного денежного потока для компании в терминальной стоимости; $Shares$ — количество акций в свободном обращении.

Спецификации (1) и (2) составлены исходя из 30-летнего периода дисконтирования. Постпрогнозная стоимость определяется на основе формулы Гордона с заданными

[1] *Сайт приложения для фундаментального анализа акций «Цифровой финансовый аналитик». URL: https://www.difan.xyz/ru/.*

темпами роста выручки. Методы прогнозирования для DCF-модели учитывают стандартные свойства временных рядов, такие как автокорреляция, корреляция с бенчмарками и коинтеграция. Для вычисления темпов роста выручки используется кластеризация и оцениваются тренды аналогичных компаний. В стабильной фазе для вычисления постоянных темпов роста (TGR) используются безрисковая процентная ставка или ожидаемые темпы роста ВВП в зависимости от значимости данных параметров.

Для оценки точности спецификаций DCF-модели в исследовании представлены три гипотезы. Согласно исследованию [Demirakos, Strong et al., 2010], аналитики предпочитают использовать модель DCF для компаний с высоким уровнем волатильности и низкими значениями капитализации и прибыли. Однако при этом не учитываются показатели точности прогнозов. Эмпирический анализ точности DCF-модели для компаний с определенными финансовыми характеристиками важен для обоснованности прогнозов. Поэтому первая гипотеза H1 формулируется следующим образом:

H1: *Точность DCF-модели возрастает для компаний с высокими значениями темпов роста выручки и низкими значениями рыночной капитализации.*

Важной целью данного исследования является сравнение двух спецификаций — FCFE и FCFF. В более ранних работах, как правило, представлен эмпирический анализ точности целевых цен на основе DCF-модели в целом и не сравнивается точность двух спецификаций [Demirakos, Strong et al., 2010; Bonini, Capizzi et al., 2022]. Спецификации отличаются методами вычисления денежных потоков, что может влиять на точность справедливых цен компаний, имеющих разные показатели долговой нагрузки. Аналитики используют спецификацию FCFF для компаний в периоды изменения капитальной структуры. В настоящем исследовании тестируется следующая гипотеза H2:

H2: *Спецификация FCFF имеет более высокую точность для компаний с высоким уровнем долга относительно собственного капитала.*

В период экономических рецессий компании могут столкнуться с увеличением долговой нагрузки или изменениями в условиях финансирования. Аналитики обычно применяют DCF-модели в периоды снижения рыночной доходности акций [Demirakos, Strong et al., 2010]. Во время мирового финансового кризиса, начавшегося в 2008 г., в компаниях развитых и развивающихся стран снизился финансовый рычаг. Снижение финансового рычага в периоды рецессий может говорить о более стабильных денежных потоках. Для тестирования третьей гипотезы H3 исследуется точность спецификаций во время мирового финансового кризиса в 2008–2010 гг.

H3: *Спецификации DCF-модели имеют более высокую точность в период рецессии.*

Для контрольных переменных используются данные из источника «Financial Modeling Prep»[2]. В табл. 1 представлено описание зависимых и объясняющих переменных.

Таблица 1

Описание переменных

Frcst_error	Относительное отклонение справедливой цены от рыночной цены, наиболее близкой к справедливой цене, эквивалентное абсолютной прогностической ошибке и измеряющее точность прогноза. Если прогностическая ошибка равна нулю, то точность прогноза справедливой стоимости — 100%
Rlzd_error	Относительное отклонение справедливой цены от реализованной цены, эквивалентное абсолютной прогностической ошибке. Если прогностическая ошибка равна нулю, то точность прогноза справедливой стоимости — 100%
BM_ratio	Коэффициент отношения балансовой стоимости к рыночной стоимости
Implied_ERP	Премия за риск рыночной доходности
Deviation	Отклонение справедливой стоимости от цены акции в момент публикации прогноза

[2] *Сайт данных финансовых отчетностей компаний «Financial Modeling Prep». URL: https://site.financialmodelingprep.com/.*

Growth	Темпы роста выручки
Volatility	Стандартное отклонение месячных котировок цен акций в течение одного года до составления отчетности
Crisis	Бинарная переменная, равная единице, если период прогнозов находится в интервале с 2008 по 2010 г.
Leverage	Коэффициент балансовой стоимости общего долга к собственному капиталу компаний
Market_cap	Рыночная капитализация компаний
Over_trgt	Бинарная переменная, равная единице, если справедливая цена достигла фактической рыночной цены после 12 месяцев с момента публикации прогноза

Источник: составлено автором.

Для оценки точности спецификаций DCF-модели в исследовании используется метрика (3), равная абсолютной прогностической ошибке:

$$Frcst\_error = \left|\frac{Stock\ price - Fair\ price}{Fair\ price}\right|, \quad (3)$$

где $Stock\ price$ — цена акции; $Fair\ price$ — справедливая цена, составленная на основе DCF-модели.

При достижении справедливой цены значение метрики (3) равно 0. При больших отклонениях справедливых от фактических цен акций значение метрики становится больше единицы. В различных исследованиях, связанных с оценкой точности целевых цен, используется период 12 месяцев [Demirakos, Strong et al., 2010; Bonini, Capizzi et al., 2022]. Одной из возможных проблем низкой точности прогнозов является слишком короткий горизонт, отводимый на достижение рыночных цен. В данном исследовании период, в течение которого рассматривается возможность достижения справедливой цены, принят равным двум годам (24 месяца) с момента публикации прогноза. Рассматривается и возможность того, что справедливые цены будут достигнуты после 12 месяцев с момента публикации прогнозов.

Основной мерой точности для справедливой стоимости акций является сравнение с рыночными ценами. Однако рыночные цены акций могут отклоняться от справедливых цен, и поэтому необходимо также сравнение DCF-модели с реализованными ценами. Реализованные цены представляют собой будущие фактические дивидендные выплаты на акции компании *i*, дисконтированные по стоимости собственного капитала с горизонтом 5 лет:

$$Realized\ Price_{it} = \sum_1^5 \frac{DPS_{it}}{(1+CoE_i)^t} + \frac{Stock\ Price_i}{(1+CoE_i)^5}, \quad (4)$$

где DPS_{it} — фактическая дивидендная доходность акции; $Stock\ Price_i$ — цена акции через 5 лет; CoE_i — стоимость собственного капитала.

В качестве коэффициента фундаментальной оценки компании используется переменная *BM_ratio* — отношение балансовой стоимости собственного капитала к рыночной капитализации компании. Высокие значения отношения рыночной капитализации к балансовой стоимости увеличивают точность целевых цен моделей, основанных на фундаментальном и рыночном методах [Erkilet, Janke et al., 2022]. Предполагается, что компании с более низким уровнем *BM_Ratio* имеют более высокую точность DCF-модели.

Одной из переменных, определяющих уровень рискованности акций компаний, является *Implied_ERP*. Она равна разности между ожидаемой рыночной доходностью индекса S&P 500 и безрисковой ставкой. В качестве последней используется ставка по казначейским облигациям США. Эта контрольная переменная характеризует зависимость отклонения точности DCF-модели от рыночной премии за риск.

Переменная *Deviation* характеризует прогнозируемую доходность спецификаций DCF-модели. В других работах используется аналогичная метрика — разность между фактической ценой и прогнозируемой целевой ценой [Demirakos, Strong et al., 2010; Bonini, Zanetti et al., 2010; Bonini, Capizzi et al., 2022]. Авторы приходят к выводу, что увеличение прогнозируемой целевой цены снижает вероятность достижения ею фактической цены в течение 12 месяцев. Переменная *Deviation* вычисляется в зависимости от рекомендации на основе DCF-модели:

$$Deviation = \left(\frac{\text{Справедливая цена акции}}{\text{Текущая рыночная цена акции}}\right) - 1,$$ если рекомендация «покупать» или «держать» акцию.

$$Deviation = \left(\frac{\text{Текущая рыночная цена акции}}{\text{Справедливая цена акции}}\right) - 1,$$ если рекомендация «продавать» акцию.

Для оценки влияния волатильности на точность спецификаций DCF-модели используется переменная *Volatility*, равная стандартному отклонению ежемесячных цен акций за один год до момента публикации прогнозов. Аналитики, как правило, используют DCF-модель для компаний с низкой волатильностью акций [Demirakos, Strong et al., 2010].

Для оценки эффективности прогнозирования с помощью DCF-модели в период кризиса используется бинарная переменная *Crisis*. Она принимает значение единицы с 2008 по 2010 г. Это наиболее значимый для фондового рынка США период в ходе мирового финансового кризиса, когда индекс S&P 500 снизился более чем на 50%. Стоит отметить, что во время циклов роста акций аналитикам труднее прогнозировать целевые цены на основе фундаментального анализа, и поэтому увеличивается вероятность некорректных прогнозов на основе DCF-модели [Glaum, Friedrich, 2006].

Для компаний с высоким отношением балансового долга к собственному капиталу вычисление модели FCFE затруднено из-за долговых обязательств. Предполагается, что FCFF имеет более высокую точность прогнозирования справедливых цен, если компания имеет высокий коэффициент финансового рычага, описываемого переменной *Leverage*.

Переменная рыночной капитализации компаний *Market_cap* включена в анализ для оценки гипотезы H1. Предполагается, что прогнозируемая доходность обеих спецификаций DCF снижается для компаний с низкой капитализацией. Компании с низкой капитализацией, как правило, более волатильны, что может отрицательно влиять на точность прогнозирования справедливых цен, но при этом волатильность увеличивает риск и доходность акций.

Бинарная переменная *Over_trgt* характеризует достижение справедливых цен после 12 месяцев с момента публикации прогнозов. В исследовании предполагается, что справедливые цены могут достигать рыночных цен в долгосрочном периоде.

Как показывает описательная статистика переменных для оценки спецификации FCFE, приведенная в табл. 2, среднее значение отклонения справедливых цен от рыночных цен составляет 13,7%. В то же время среднее значение абсолютной прогностической ошибки *Rlzd_error* выше, чем среднее значение абсолютной прогностической ошибки *Frcst_error*. Стоит отметить, что 44% справедливых цен достигли рыночных цен после 12 месяцев с момента публикации прогнозов.

Как показывает описательная статистика переменных для оценки спецификации FCFF в табл. 3, среднее значение отклонения справедливых цен от рыночных цен составляет 15,8%. Спецификация FCFF показывает более высокие значения переменных *Frcst_error* и *Rlzd_error* по сравнению со спецификацией FCFE.

Таблица 2

Описательная статистика переменных для FCFE

Переменные	Кол-во наблюдений	Среднее	Стандартное отклонение	Минимальное значение	Максимальное значение
Frcst_error	5726	0,137	0,228	0	1,959
Rlzd_error	5726	0,443	0,656	0	24,964
Deviation	5726	0,38	0,397	0	4,307
Leverage	5726	0,878	11,125	−505,783	432,2
Growth	5726	0,093	0,407	−7,237	23,483
Crisis	5726	0,12	0,325	0	1
Implied_ERP	5726	0,046	0,012	0,021	0,077
BM_ratio	5726	0,418	0,336	−0,476	5,017
Over_trgt	5726	0,441	0,497	0	1
Volatility	5726	4,787	7,286	0,029	249,873
Market_cap	5726	34796670000	66795010000	83930000	1560126000000

Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

Таблица 3

Описательная статистика переменных для FCFF

Переменные	Кол-во наблюдений	Среднее	Стандартное отклонение	Минимальное значение	Максимальное значение
Frcst_error	5566	0,158	0,273	0	1,986
Rlzd_error	5566	0,494	0,649	0	17,792
Deviation	5566	0,359	0,412	0	6,399
Leverage	5566	0,863	11,282	−505,783	432,200
Growth	5566	0,094	0,413	−7,237	23,483
Crisis	5566	0,122	0,327	0	1
Implied_ERP	5566	0,046	0,012	0,021	0,077
BM_ratio	5566	0,416	0,33	−0,476	5,017
Over_trgt	5566	0,408	0,491	0	1
Volatility	5566	4,789	7,327	0,029	249,873
Market_cap	5566	34722590000	66516250000	83930000	1560126000000

Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

В исследовании применяется регрессионный анализ, основанный на панельных данных со случайными эффектами для моделей с зависимыми переменными *Frcst_error* и *Rlzd_error*, а также с фиксированными эффектами для модели с зависимой переменной *Deviation*. Это различие в выборе моделей панельных данных обусловлено стремлением достичь максимального коэффициента детерминации. Для предотвращения мультиколлинеарности в регрессиях приведен анализ корреляций между переменными (табл. 4 и 5).

Согласно описательной статистике, приведенной ранее в табл. 2 и 3, некоторые переменные имеют широкий диапазон значений, что может приводить к смещению нормального распределения и гетероскедастичности. Для уменьшения диапазона переменные *Volatility* и *Market_cap* сконвертированы в логарифмическую форму. При этом другие переменные не могут быть конвертированы из-за принимаемых ими отрицательных значений. Кроме этого, для решения проблемы гетероскедастичности в регрессиях используются робастные стандартные ошибки. Регрессии описываются следующими уравнениями:

$$Frcst\_error_{it} = \beta_0 + \beta_1 Returns_{it} + \beta_2 Leverage_{it} + \beta_3 Growth_{it} + \\ + \beta_4 Implied\_ERP_{it} + \beta_5 BM\_Ratio_{it} + \beta_6 Log(Volatility_{it}) + \\ + \beta_7 Log(Market\_cap_{it}) + \beta_8 Crisis_{it} + \beta_8 Over\_trgt_{it} \quad (5)$$

$$Rlzd\_error = \beta_0 + \beta_1 Returns_{it} + \beta_2 Leverage_{it} + \beta_3 Growth_{it} + \\ + \beta_4 Implied\_ERP_{it} + \beta_5 BM\_Ratio_{it} + \beta_6 Log(Volatility_{it}) + \\ + \beta_7 Log(Market\_cap_{it}) + \beta_8 Crisis_{it} \quad (6)$$

$$Deviation = \beta_0 + \beta_1 Returns_{it} + \beta_2 Leverage_{it} + \beta_3 Growth_{it} + \\ + \beta_4 Implied\_ERP_{it} + \beta_5 BM\_Ratio_{it} + \beta_6 Log(Volatility_{it}) + \\ + \beta_7 Log(Market\_cap_{it}) + \beta_8 Crisis_{it} \quad (7)$$

Таблица 4

Корреляционная матрица переменных для FCFE

	Frcst_error	*Rlzd_error*	*Returns*	*Leverage*	*Growth*	*Crisis*	*Implied_ERP*	*BM_ratio*	*Log (Volatility)*	*Log (Market_cap)*	*Over_trgt*
Frcst_error	1	0.42	0.61	0.00	0.01	0.00	−0.05	0.09	−0.05	−0.04	−0.09
Rlzd_error	0.42	1	0.19	0.00	0.02	0.00	−0.01	0.00	−0.11	−0.10	−0.18
Returns	0.61	0.19	1	0.00	0.02	0.09	−0.10	0.26	−0.11	−0.07	0.21
Leverage	0.00	0.00	0.00	1	−0.01	0.00	−0.01	0.01	−0.01	0.01	0.01
Growth	0.01	0.02	0.02	−0.01	1	−0.05	−0.09	0.02	−0.03	−0.05	−0.01
Crisis	0.00	0.00	0.09	0.00	−0.05	1	0.22	0.16	0.04	−0.06	0.06
Implied_ERP	−0.05	−0.01	−0.10	−0.01	−0.09	0.22	1	0.02	0.32	0.27	0.03
BM_ratio	0.09	0.00	0.26	0.01	0.02	0.16	0.02	1	−0.17	−0.24	0.07
Log (Volatility)	−0.05	−0.11	−0.11	−0.01	−0.03	0.04	0.32	−0.17	1	0.42	−0.04
Log (Market_cap)	−0.04	−0.10	−0.07	0.01	−0.05	−0.06	0.27	−0.24	0.42	1	0.05
Over_trgt	−0.09	−0.18	0.21	0.01	−0.01	0.06	0.03	0.07	−0.04	0.05	1

Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

Таблица 5

Корреляционная матрица переменных для FCFF

	Frcst_error	*Rlzd_error*	*Returns*	*Leverage*	*Growth*	*Crisis*	*Implied_ERP*	*BM_ratio*	*Log (Volatility)*	*Log (Market_cap)*	*Over_trgt*
Frcst_error	1	0.52	0.69	0.01	0.01	0.00	−0.04	0.06	−0.05	−0.06	−0.11
Rlzd_error	0.52	1	0.31	0.01	0.02	0.02	−0.01	0.03	−0.12	−0.15	−0.20
Returns	0.69	0.31	1	0.01	0.01	0.07	−0.05	0.18	−0.11	−0.06	0.16
Leverage	0.01	0.01	0.01	1	−0.01	0.00	0.00	0.01	−0.01	0.01	−0.02
Growth	0.01	0.02	0.01	−0.01	1	−0.05	−0.10	0.02	−0.03	−0.05	−0.01
Crisis	0.00	0.02	0.07	0.00	−0.05	1	0.22	0.17	0.04	−0.06	0.03
Implied_ERP	−0.04	−0.01	−0.05	0.00	−0.10	0.22	1	0.03	0.32	0.27	0.01
BM_ratio	0.06	0.03	0.18	0.01	0.02	0.17	0.03	1	−0.17	−0.23	0.06
Log (Volatility)	−0.05	−0.12	−0.11	−0.01	−0.03	0.04	0.32	−0.17	1	0.41	−0.02
Log (Market_cap)	−0.06	−0.15	−0.06	0.01	−0.05	−0.06	0.27	−0.23	0.41	1	0.06
Over_trgt	−0.11	−0.20	0.16	−0.02	−0.01	0.03	0.01	0.06	−0.02	0.06	1

Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В табл. 6 представлены результаты оценки регрессий с зависимой переменной *Frcst_error* для двух спецификаций FCFE и FCFF.

Таблица 6

Результаты регрессий оценки точности прогнозирования рыночных цен при использовании DCF-модели в спецификациях FCFE и FCFF

Спецификации	*FCFE*		*FCFF*	
Зависимые переменные	*Frcst_error*		*Frcst_error*	
Независимые переменные	Коэффициент	Стандартная ошибка	Коэффициент	Стандартная ошибка
Intercept	−0,282**	0,125	−0,069	0,063
Deviation	0,408***	0,038	0,485***	0,0364
Leverage	−0,00002	0,0002	−0,00001	0,0001
Growth	−0,002	0,003	−0,002	0,002
Implied_ERP	0,56	0,746	0,052	0,537
BM_ratio	−0,068***	0,018	−0,06**	0,026
Log (Volatility)	−0,021	0,018	0,014	0,011
Log (Market_cap)	0,032**	0,014	0,011	0,007
Crisis	−0,028**	0,013	−0,028**	0,012
Over_trgt	−0,085***	0,008	−0,098***	0,0098
R^2	0,43		0,61	
F statistic (robust)	29,12***		138,02***	
Количество наблюдений	5726		5566	
Тест Уайта (F statistic)	34,3***		5566	

*Примечание: *** p-value < 1%; ** p-value < 5%; * p-value < 10%.*
Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

Данные табл. 6 показывают, что коэффициент переменной *Deviation* статистически значим и положителен. Этот результат аналогичен полученным в других исследованиях [Demirakos, Strong et al., 2010; Bonini, Capizzi et al., 2022]. Отклонение справедливых цен от рыночных цен в момент публикаций прогноза снижает точность DCF-модели. В модели со спецификацией FCFE рыночная капитализация (*Market_cap*) статистически значима и тоже увеличивает прогностическую ошибку.

Переменная *BM_ratio* статистически значима на уровне 5% и отрицательно влияет на прогностическую ошибку в спецификациях FCFE и FCFF. DCF-модель имеет более высокую точность справедливых цен для компаний с высоким уровнем балансовой стоимости по сравнению с рыночной капитализацией. Переменная *Crisis* статистически значима на уровне 5% и также отрицательно влияет на прогностическую ошибку. Спецификации имеют более высокую точность в периоды снижения рыночной доходности. Переменная *Over_trgt* статистически значима на уровне 1% и отрицательно влияет на прогностическую ошибку. Она также подтверждает, что справедливые цены могут достигать фактических рыночных цен после 12 месяцев с момента публикации прогнозов.

В табл. 7 представлены результаты оценки точности спецификаций FCFE и FCFF при использовании реализованных цен вместо рыночных цен.

В табл. 7 переменная *Deviation* имеет положительный коэффициент и статистически значима на уровне 1% для обеих спецификаций. Увеличение отклонения справедливых от текущих рыночных цен в момент публикаций прогнозов снижает точность DCF-модели. Кроме этого, переменная *Implied_ERP* положительно влияет на увеличение прогностической ошибки. Переменная рыночной капитализации *Market_cap* имеет отрицательный коэффициент и статистически значима для двух спецификаций. Переменная

финансового рычага *Leverage* положительно влияет на увеличение прогностической ошибки спецификации FCFF.

Таблица 7

Результаты регрессий оценки точности прогнозирования реализованных цен при использовании DCF-модели в спецификациях FCFE и FCFF

Спецификации	*FCFE*		*FCFF*	
Зависимые переменные	*Rlzd_error*		*Rlzd_error*	
Независимые переменные	Коэффициент	Стандартная ошибка	Коэффициент	Стандартная ошибка
Intercept	2,34***	0,786	2,83***	0,622
Deviation	0,349***	0,098	0,487***	0,047
Leverage	0,0001	0,0001	0,001**	0,0003
Growth	0,003	0,01	0,001	0,007
Implied_ERP	4,186***	1,165	4,35**	1,84
BM_ratio	−0,137	0,085	−0,08	0,101
Log (Volatility)	−0,038	0,079	−0,012	0,068
Log (Market_cap)	−0,207**	0,08	−0,257***	0,065
Crisis	−0,04	0,026	−0,031	0,039
R^2	0,07		0,1	
F statistic (robust)	40,28***		45,4***	
Количество наблюдений	5726		5566	
Тест Уайта (F statistic)	1,92		4,23**	

*Примечание: *** p-value < 1%; ** p-value < 5%; * p-value < 10%.*
Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

Отклонение справедливых цен от рыночных цен в моменте оценки стоимости акций может также варьироваться в зависимости от финансовых показателей. В табл. 8 представлены результаты регрессионного анализа оценки прогнозируемой доходности в спецификациях FCFE и FCFF.

Таблица 8

Результаты регрессий оценки отклонения справедливых цен от рыночных цен в момент публикации прогноза на основе DCF-модели в спецификациях FCFE и FCFF

Спецификации	*FCFE*		*FCFF*	
Зависимые переменные	*Deviation*		*Deviation*	
Независимые переменные	Коэффициент	Стандартная ошибка	Коэффициент	Стандартная ошибка
Intercept	1.308***	0.24	0.713***	0.227
Leverage	0.0003	0.0003	0.0002	0.0003
Growth	0.014	0.009	0.01	0.008
Implied_ERP	−2.996**	1.217	−1.612*	0.89
BM_ratio	0.256***	0.047	0.175***	0.042
Log (Volatility)	0.037***	0.028	−0.038	0.026
Log (Market_cap)	−0.09***	0.026	−0.031	0.023
Crisis	0.073**	0.033	0.053**	0.021
R^2	0.02		0.03	
F statistic (robust)	81.9***		34.9***	
Количество наблюдений	5726		5566	
Тест Уайта (F statistic)	2,6*		2	

*Примечание: *** p-value < 1%; ** p-value < 5%; * p-value < 10%.*
Источник: составлено автором в статистическом пакете Stata.

Согласно результатам, представленным в табл. 8, отношение балансовой стоимости к рыночной капитализации *BM_ratio* и период рецессии *Crisis* положительно влияют на увеличение отклонения рыночных цен от справедливых цен, определенных в спецификации FCFE. Переменные *Implied_ERP* и *Market_cap* отрицательно влияют на отклонение рыночных цен от справедливых цен спецификации FCFE. Таким образом, акции компаний с высоким уровнем рыночной капитализации и оцениваемые в период роста индекса S&P 500 имеют более низкую прогнозируемую доходность.

Переменные *BM_ratio* и *Crisis* положительно влияют на увеличение отклонения текущих рыночных цен от справедливых цен, вычисленных на основе модели со спецификацией FCFF. Также для данной спецификации переменная *Implied_ERP* отрицательно влияет на отклонение рыночных цен от справедливых цен. Таким образом, увеличение индекса S&P 500 снижает отклонение текущих рыночных цен от справедливых цен, вычисленных на основе модели со спецификацией FCFF.

Представленные в табл. 8 результаты приводят к выводу, что отклонение текущих рыночных цен от справедливых цен различается в зависимости от финансовых показателей и выбора спецификации DCF-модели. FCFE учитывает денежные потоки после вычета долговых обязательств, что влечет за собой более высокую чувствительность к структуре капитала по сравнению с FCFF, при которой модель включает все источники финансирования. Показатели рыночной капитализации, отношения балансовой стоимости собственного капитала к рыночной капитализации и волатильности влияют на отклонение текущих рыночных от справедливых цен, вычисленных на основе DCF-модели со спецификацией FCFE, и не имеют влияния на модель со спецификацией FCFF.

Результаты показывают, что изменения темпов роста выручки не влияют на точность спецификаций DCF-модели. Согласно табл. 6, рыночная капитализация отрицательно влияет только на точность спецификации FCFE. Однако при оценке эффективности DCF-модели наиболее важной метрикой точности является отклонение справедливых цен от реализованных цен. В табл. 7 рыночная капитализация положительно влияет на точность справедливых цен относительно реализованных цен при использовании обеих спецификаций. При этом, темпы роста выручки не влияют на точность прогнозирования рыночных и реализованных цен. Данные результаты означают отвержение гипотезы H1. В табл. 7 финансовый рычаг снижает точность модели в спецификации FCFF, что является основанием отвергнуть гипотезу H2. Обе спецификации FCFE и FCFF демонстрируют более высокую точность прогнозирования рыночных цен в период рецессии. Однако, согласно табл. 7, переменная *Crisis* является статистически незначимой в регрессиях для двух спецификаций DCF-модели при оценке точности справедливых цен относительно реализованных цен. Исходя из данного результата, точность DCF-модели не изменяется в период рецессии, что означает отвержение гипотезы H3.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Прогностическая точность справедливых цен важна при оценке стоимости компаний. В данном исследовании представлен анализ точности целевых (справедливых) цен, вычисленных на основе модели дисконтированных денежных потоков, в качестве инструмента прогнозирования рыночных и реализованных цен. DCF-модель построена с использованием алгоритмов искусственного интеллекта.

Для оценки точности DCF-модели применяется анализ при двух спецификациях — FCFE и FCFF. Поскольку DCF-модель включает различные показатели, в статье предполагается, что точность FCFE и FCFF может зависеть от финансового состояния компаний. Предполагается также, что справедливые цены могут достигать рыночных цен в долгосрочном периоде. Таким образом, для оценки точности DCF-модели используется сравнение справедливых цен с рыночными ценами на протяжении 24 месяцев. Однако рыночные цены

могут не отражать справедливую стоимость из-за факторов рыночной неэффективности. Для увеличения надежности результатов используется оценка точности справедливых цен в сравнении с реализованными ценами, которые составлены на основе суммы дисконтированных будущих фактических дивидендов компаний.

Из результатов исследования сделано несколько выводов.

Во-первых, точность спецификаций DCF-модели варьируется в зависимости от финансовых показателей. При этом степень данного влияния определяется выбранными спецификацией и метрикой сравнения справедливых цен с рыночными или реализованными ценами. В частности, рыночная капитализация имеет отрицательное влияние на точность справедливых цен при прогнозировании рыночных цен исключительно при применении спецификации FCFE. Однако при сравнении справедливых и реализованных цен капитализация увеличивает точность обеих спецификаций. Финансовый рычаг увеличивает прогностическую ошибку FCFF, что не согласуется с версией ряда аналитиков о целесообразности применения данной спецификации для оценки компаний с нестабильной структурой капитала.

Во-вторых, спецификации различаются тем, что точность FCFE зависит не только от изменений премии за риск и коэффициента отношения балансовой стоимости к рыночной стоимости, но и от волатильности акций и рыночной капитализации.

В-третьих, справедливые цены, полученные при применении обеих спецификаций DCF-модели, достигают рыночных цен после 12 месяцев с начала прогнозов, что делает целесообразным применение DCF-модели для долгосрочного инвестирования.

Исследование подтверждает также возможность успешного применения искусственного интеллекта в области финансовых вычислений. Результаты данного исследования имеют практическую ценность для инвесторов, заинтересованных в корректном выборе модели оценки стоимости для получения сверхприбыли, и для инвестиционных компаний, которые составляют портфели с целью получения положительной альфы и увеличения точности аналитических прогнозов.

Список источников / References

1. Adebiyi A. A., Adewumi A. O. et al. Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction // Journal of Applied Mathematics. 2014. Vol. 5. P. 1–7. https://doi.org/10.1155/2014/614342.
2. Asquith P., Mikhail M. B. et al. Information Content of Equity Analyst Reports // Journal of Financial Economics. 2005. Vol. 75 (2). P. 245–282. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.01.002.
3. Bancel F., Mittoo Usha R. The Gap between Theory and Practice of Firm Valuation: Survey of European Valuation Experts // Journal of Applied Corporate Finance. 2014. Vol. 26. P. 106–117. https://doi.org/10.1111/jacf.12095.
4. Bilinski P., Lyssimachou D. et al. Target Price Accuracy: International Evidence // The Accounting Review. 2013. Vol. 88 (3). P. 825–851. https://doi.org/10.2308/accr-50378.
5. Bonini S., Zanetti L. et al. Target Price Accuracy in Equity Research // Journal of Business Finance & Accounting. 2010. Vol. 37. P. 1177–1217. https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.2010.02209.x.
6. Bonini S., Capizzi V. et al. Subjective Valuation And Target Price Accuracy // Journal of Financial Management, Markets and Institutions (JFMMI), World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. 2022. Vol. 10 (01). P. 1–31. https://doi.org/10.1142/S2282717X22500050.
7. Bradshaw M. T., Brown L. D. et al. Do Sell-Side Analysts Exhibit Differential Target Price Forecasting Ability? // Review of Accounting Studies. 2006. Vol. 18. P. 930–955. https://doi.org/10.1007/s11142-012-9216-5.
8. De Bondt W., Thaler R. Does the Stock Market Overreact? // The Journal of Finance. 1985. Vol. 40. P. 793–805. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x.
9. Demirakos E. G., Strong N. C. et al. What Valuation Models Do Analysts Use? // Accounting Horizons. 2004. Vol. 18 (4). P. 221–240. URL: https://ssrn.com/abstract=3479656.
10. Demirakos E. G., Strong N. C. et al. Does Valuation Model Choice Affect Target Price Accuracy? // European Accounting Review, Taylor & Francis Journals. 2010. Vol. 19 (1). P. 35–72. https://doi.org/10.1080/09638180902990630.
11. Erkilet G., Janke G. et al. How valuation approach choice affects financial analysts' target price accuracy // Journal of Business Economics. 2022. Vol. 92. P. 741–779. https://doi.org/10.1007/s11573-021-01061-w.
12. Fama E. F., French K. R. Dividend Yields and Expected Stock Returns // Journal of Financial Economics. 1988. Vol. 22. P. 3–25. https://doi.org/10.1016/0304-405X(88)90020-7.

13. Fama E. F., French K. R. A five-factor asset pricing model // Journal of Financial Economics, Elsevier. 2015. Vol. 116 (1). P. 1–22. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.10.010.
14. Glaum M., Friedrich N. After the bubble: valuation of telecommunications companies by financial analysts // Journal of International Financial Management & Accounting. 2006. Vol. 17. P. 160–174. https://doi.org/10.1111/j.1467-646X.2006.00125.x.
15. Gleason C. A., Johnson W. B. et al. Valuation model use and the price target performance of sell-side equity analysts // Contemporary Accounting Research. 2011. Vol. 30 (1). P. 80–115. https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2011.01142.x.
16. Imam S., Barker R. et al. The Use of Valuation Models by UK Investment Analysts // European Accounting Review. 2008. Vol. 17 (3). P. 503–535. https://doi.org/10.1080/09638180802016650/.
17. Kerl A. G. Target price accuracy. Business Research. 2011. Vol 4 (1). P. 74–96. https://doi.org/10.1007/BF03342727.
18. Koklev P. S. Business Valuation with Machine Learning // Finance: Theory and Practice. 2022. Vol. 26 (5). P. 132–148. https://doi.org/10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148.
19. Rosenboom P. How Do Underwriters Value Initial Public Offerings? An Empirical Analysis of the French IPO Market // Contemporary Accounting Research. 2007. Vol. 24. P. 1217–1243. https://doi.org/10.1506/car.24.4.7.
20. Vayas-Ortega G, Soguero-Ruiz C. et al. On the Differential Analysis of Enterprise Valuation Methods as a Guideline for Unlisted Companies Assessment (II): Applying Machine-Learning Techniques for Unbiased Enterprise Value Assessment // Applied Sciences. 2020. Vol. 10 (15). P. 5334. https://doi.org/10.3390/app10155334.

Информация об авторе

***Никита Сергеевич Федоров**, аспирант Департамента финансов Санкт-Петербургской школы экономики и менеджмента Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики — Санкт-Петербург», г. Санкт-Петербург*

Information about the author

***Nikita S. Fedorov**, Postgraduate Student, Department of Finance, St. Petersburg School of Economics and Management, National Research University "Higher School of Economics — St. Petersburg", Saint-Petersburg*

Статья поступила в редакцию 09.06.2025
Одобрена после рецензирования 08.09.2025
Принята к публикации 03.12.2025

The article submitted June 9, 2025
Approved after reviewing September 8, 2025
Accepted for publication December 3, 2025