

**Н. С. Федоров**

аспирант департамента финансов Санкт-Петербургской школы экономики и менеджмента Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики»

## **ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНАЯ ТОЧНОСТЬ ЦЕЛЕВЫХ ЦЕН АКЦИЙ: СРАВНЕНИЕ ПРОГНОЗОВ АНАЛИТИКОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

### **Введение**

Точность прогнозов по принятию инвестиционных решений имеет значимую роль в области оценки стоимости компаний. Считается, что аналитики используют несколько инструментов: прогнозы прибыли, рекомендации по ценным бумагам, а также прогнозы целевых цен (Bradshaw, 2002). Аналитики, как правило, составляют рекомендации по ценным бумагам исходя из результатов моделей оценки их стоимости, так что исследование точности прогнозирования важно для инвесторов.

Множество научных работ направлено на исследование таких моделей, как модели сравнительной оценки, и моделей, связанных с дисконтированием денежных потоков (DCF). Методологии данных моделей различаются. Если модели сравнительной оценки включают компоненты рыночной стоимости и какой-либо фундаментальный показатель, такой как прибыль в модели P/E, то DCF-модели могут охватывать более длительный горизонт достижения целевой стоимости и включают такие компоненты, как различные фазы основного периода дисконтирования, терминальную стоимость постоянного роста и дисконтирование денежных потоков на основе различных моделей риска, таких как WACC или CAPM. Эти особенности стимулировали подготовку данной статьи с целью выявления вероятности различных результатов в точности и потенциальной доходности данных моделей.

Важной частью в определении точности моделей является применение различных детерминант, объясняющих результаты вычислений моделей. Такие детерминанты, как характеристики компаний, могут быть направлены на выбор моделей аналитиками (Demirakos et al., 2010). Детерминанты могут быть также включены в исследование для определения выбора моделей оценки стоимости в условиях неопределенности (Huang et al., 2023).

В настоящее время все более значительное применение имеет искусственный интеллект, в том числе и в области финансов. Машинное обучение позволяет обрабатывать большие объемы данных, что является преимуществом в увеличении точности и скорости анализа результатов. Ранее опубликованные научные статьи включали анализ оценки стоимости компаний на основе отчетов аналитиков (Demirakos et al., 2010; Bonini et al., 2022). Данная статья включает не только анализ аналитических отчетов, но и обзор тематических исследований в области оценки стоимости компаний на основе модели искусственного интеллекта. Тем самым вносится некий эмпирический вклад в исследовательский вопрос о возможностях прогнозирования целевой стоимости с помощью алгоритмов машинного обучения.

Для оценки точности прогнозов в статье используются различные детерминанты. Важным аспектом исследования является включение таких переменных, которые применимы для сравнения алгоритмов машинного обучения и рекомендаций аналитиков. На основе использования в анализе факторов периода достижения целевой стоимости, точности рекомендаций и анализа экономических секторов в статье оцениваются преимущества и недостатки двух различных методологий построения моделей. Основная цель данной работы состоит в сравнении результатов DCF-модели, выполненной на основе искусственного интеллекта, с целевыми прогнозами цен аналитиков. Для данного сравнения в статье используются факторы, которые являются объясняющими переменными для метрик потенциальной доходности и точности моделей. Во-первых, в результате исследования отмечено, что DCF-модель обладает более низкой точностью относительно прогнозов аналитических отчетов, но это различие незначительно. Во-вторых, установлено, что DCF-модель обладает более высокой прогнозируемой доходностью. В-третьих, детальное сравнение двух спецификаций DCF-модели — FCFE (Free Cash Flow to Equity) и FCFF (Free Cash Flow to Firm) — не выявило статистически значимого отличия в точности и прогнозируемой доходности.

Данная статья состоит из нескольких частей: обзор литературы, связанный с оценкой стоимости компаний, проблематикой достижения целевой стоимости и возможностями искусственного интеллекта в области финансовых вычислений; далее представлены методология исследования и данные; обсуждены результаты научной работы; в заключении представлены основные выводы.

### Обзор литературы

В исследовании в области оценки стоимости компаний анализ достижения целевой стоимости компании является важным аспектом в принятии рекомендательных решений финансовыми аналитиками. Корректное прогнозирование будущей цены позволяет получить преимущество благодаря рыночной неэффективности. Отмечена эффективность применения фундаментального анализа (Green et al., 2013). На основе фундаментального анализа возможно получить сверхдоход благодаря недооцененным ценным бумагам. В целом, на основе анализа в научных статьях выявлено, что увеличение прогностических значений целевых цен и стандартного отклонения целевой стоимости увеличивает также совокупную доходность (Asquith et al., 2005; Brav, Lehavy, 2003).

В исследованиях, связанных с анализом точности целевых цен, выявлено, что аналитики имеют трудности в установлении целевых цен (Bradshaw, Brown, 2006; Bonini et al., 2010). Неопределенность в корректной установке целевых цен также отмечена в работе (Asquith et al., 2005). Авторы провели анализ аналитических отчетов, в которых содержатся прогнозы прибыли, рекомендации и целевые цены. Они доказали, что обоснованность выводов в отчетах также важна и повышает значимость прогнозов. Тем не менее авторы пришли к выводу, что аналитики корректно прогнозируют целевые цены примерно на 50% из всех инвестиционных рекомендаций.

С другой стороны, прогностическая точность целевой стоимости и рекомендаций аналитиков значительно зависит от выбранной и вычисленной модели оценки стоимости. Множество исследований направлено на анализ моделей сравнительной оценки стоимости и моделей с дисконтированием. Считается, что аналитики предпочитают модель P/E (Demirakos et al., 2004). DCF-модель является более сложной в вычислении и выборе правильных параметров, таких

как ставка дисконтирования, фаза постоянного роста и вычисление стоимости компании (Green et al., 2016). Тем не менее значимость DCF-модели в инвестиционном анализе возрастает. Значимость данной модели может быть связана с заинтересованностью клиентов и сотрудников, управляющих фондами (Imam et al., 2008). Авторы указанной статьи считают, что аналитики выбирают DCF-модель в качестве основной в оценке стоимости для анализа компаний с высокими темпами роста. Также инвесторы более склонны к инвестиционным рекомендациям аналитиков, которые применяют DCF-модель (Huang et al., 2023).

В настоящее время искусственный интеллект постепенно внедряется в различные области, в том числе и в финансовую отрасль. Применение машинного обучения в финансовых данных представлено в различных научных работах. При сравнении ANN и ARIMA на основе данных NYSE выявлено преимущество модели нейронных сетей в прогнозировании временных рядов (Adebiyi et al., 2014). Применяются различные модели машинного обучения для оценки стоимости компаний и прогнозирования доходности. На основе применения моделей машинного обучения, таких как LASSO, KNN, Random Forest, Elastic Net, было выявлено, что машинное обучение может быть точным, несмещенным и менее затратным методом для 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 (Ortega et al., 2020). Машинное обучение является эффективным методом в прогнозировании доходности акций в условиях нелинейности и волатильности финансовых данных (Vijh et al., 2020). Таким образом, авторы исследований затрагивают темы эффективности применения машинного обучения в финансовой области и его сравнения с прогнозами аналитических отчетов. Как отмечалось выше, основная цель данной статьи состоит в сравнении прогнозов аналитиков и машинного обучения.

## Методология

Достижение поставленной цели потребовало оценки точности целевых цен, прогнозируемых аналитиками Zacks Investment Research, и результатов ИИ DCF-модели. Для этого использовались метрики точности и переменные, определяющие прогнозы целевых цен (табл. 1).

Таблица 1

Описание переменных

| Переменная      | Определение   |
|-----------------|---|
| <i>Accuracy</i> | Метрика точности, равная разности между 1 и абсолютной прогностической ошибкой. Если прогностическая ошибка эквивалентна 0, то точность прогноза целевой стоимости 100% |
| <i>First_q</i>  | 1 квартал в периоде достижения целевой стоимости. Если значение равно 1, то целевая цена достигнута в 1 квартале  |
| <i>Scnd_q</i>   | 2 квартал в периоде достижения целевой стоимости. Если значение равно 1, то целевая цена достигнута в 2 квартале  |
| <i>Third_q</i>  | 3 квартал в периоде достижения целевой стоимости. Если значение равно 1, то целевая цена достигнута в 3 квартале  |
| <i>Fourth_q</i> | 4 квартал в периоде достижения целевой стоимости. Если значение равно 1, то целевая цена достигнута в 4 квартале  |
| <i>Age</i>      | Возраст компании $i$  |

Окончание таблицы 1

| Переменная          | Определение   |
|---------------------|---|
| <i>IT</i>           | Сектор информационных технологий. Значение равно 1, если компания входит в данный сектор  |
| <i>Finance</i>      | Сектор финансов. Значение равно 1, если компания входит в данный сектор   |
| <i>Industry</i>     | Сектор промышленности. Значение равно 1, если компания входит в данный сектор   |
| <i>Rcmnd</i>        | Рекомендация по покупке, удержанию или продаже акции. Рекомендации включают аналитические отчеты и DCF-модель. Значение равно 1, если рекомендация покупать или держать акции, и 0, если рекомендация продавать акции |
| <i>Returns</i>      | Потенциальная доходность прогнозируемой целевой стоимости относительно цены акции, которая определяется в моменте публикации отчета   |
| <i>Volatility</i>   | Стандартное отклонение дневных котировок цен акций за период 1 года до момента публикации отчета целевой цены   |
| <i>Oprtny_costs</i> | Отклонение прогноза целевой цены от максимальной цены (если рекомендация покупать/держать) или минимальной цены акции (если рекомендация продавать) за период 12 месяцев с момента публикации отчета.                 |
| <i>Frcst_Type</i>   | Бинарная переменная, равная 1, если модель в исследовании DCF, и 0, если использованы прогнозы аналитиков Zacks   |
| <i>DCF_Type</i>     | Бинарная переменная, равная 1, если спецификация DCF — FCFE, и 0, если FCFE   |

### Зависимые переменные

При сравнении оценки эффективности прогнозов аналитиков и машинного обучения наиболее важной зависимой переменной является абсолютная прогностическая ошибка. В других исследованиях, связанных с оценкой точности целевой стоимости, могут использоваться различные подходы. Например, точность тестируется на основе упрощенной метрики, когда целевая стоимость является точной, если достигает или превосходит цену акции (Asquith et al., 2005). Также применяется усовершенствованная метрика, когда выявляется период достижения целевой цены (Bradshaw, Brown, 2006).

Для оценки достижения целевой цены используется период 12 месяцев с момента публикации отчета прогноза. Выбор данного периода обусловлен его наибольшей применимостью в инвестиционном анализе, включая научные работы (Bonini et al., 2010; Demirakos et al., 2010). Данный период используется в значительном количестве аналитических отчетов.

Метрика точности использует отклонение целевой цены от цены акции в периоде 12 месяцев с момента публикации рекомендации:

$$Accuracy = 1 - \left| \frac{Stock\ price - Target\ Price}{Target\ Price} \right|$$

Преимущество данной метрики в том, что она позволяет оценить отклонение целевой цены. Если фактическая цена акции за период 12 месяцев превосходит или не достигает значения целевой цены, то метрика снижается и становится ниже 100%. Чем более точной является значение целевой цены, тем ниже абсолютная ошибка.

### Объясняющие переменные

Для сравнения двух источников оценки точности целевой стоимости используются такие переменные, как периоды достижения целевой цены фактической стоимости акции, рекомендации, волатильность и потенциальная доходность из прогнозов.

В качестве периодов достижения целевой цены используются кварталы за один год. При сравнении двух источников оценки стоимости компаний имеется возможность проверить гипотезу о различии применения прогнозов аналитиков и машинного обучения. Например, DCF-модель может использоваться для более долгосрочных целей относительно прогнозов аналитических отчетов Zacks, которые основаны на вычислении моделей сравнительной оценки. Переменные *First\_q*, *Scnd\_q*, *Third\_q* и *Fourth\_q* являются бинарными и равны единице, если целевая цена достигнута в соответствующем квартале. С другой стороны, некоторые целевые цены могут не достигнуть фактической стоимости. Если целевая цена не достигнута, то для данной акции все бинарные переменные равны нулю.

Переменная *Rcmnd* определяет рекомендацию покупать, продавать или держать акцию. Ее часто используют в исследованиях, связанных с оценкой стоимости компаний (Demirakos et al., 2010; Vonini et al., 2010). С другой стороны, в данном исследовании нейтральная рекомендация считается положительной, в отличие от исследования (Demirakos et al., 2010), в котором считается, что инвесторы определяют данную рекомендацию негативно. Но в данной статье принимается, что рекомендация держать акцию предполагает ожидание повышения цены в будущем.

*Returns* является переменной, определяющей потенциальную доходность исходя из прогноза целевой цены. Ожидается, что снижение точности целевой цены предполагает увеличение доходности. С другой стороны, в статье приведен анализ сравнения двух источников оценки стоимости, в котором данная переменная является зависимой. Ожидается, что две спецификации DCF дают более высокую доходность, так как модели сравнительной оценки относятся к прогнозированию в краткосрочном периоде (Damodaran, 2012).

Для оценки точности также используется переменная *Volatility*, которая определяет стандартное отклонение дневных котировок цен акций за последние 12 месяцев до момента публикации отчета. Было выявлено в оценке IPO, что DCF модели чаще используются в периоды высокой волатильности и доходности (Rosenboom, 2007). В другом исследовании авторы пришли к выводу, что для более высокой волатильности цен акций характерна более высокая точность целевой цены (Bradshaw, Brown, 2006).

Таблица 2

## Описательная статистика данных Zacks Investment Research

| Variable          | Obs | Mean  | Std. dev. | Min   | Max    |
|-------------------|-----|-------|-----------|-------|--------|
| <i>Rcmnd</i>      | 177 | 0,89  | 0,32      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Returns</i>    | 177 | 0,04  | 0,06      | -0,13 | 0,22   |
| <i>Accuracy</i>   | 177 | 0,92  | 0,28      | -1,80 | 1,00   |
| <i>First_q</i>    | 177 | 0,37  | 0,48      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Scnd_q</i>     | 177 | 0,20  | 0,40      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Third_q</i>    | 177 | 0,19  | 0,40      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Fourth_q</i>   | 177 | 0,21  | 0,41      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Volatility</i> | 177 | 17,95 | 20,46     | 1,41  | 143,23 |
| <i>Age</i>        | 177 | 29,50 | 7,49      | 4,00  | 36,00  |
| <i>IT</i>         | 177 | 0,18  | 0,39      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Finance</i>    | 177 | 0,15  | 0,36      | 0,00  | 1,00   |
| <i>Industry</i>   | 177 | 0,12  | 0,33      | 0,00  | 1,00   |

Важными переменными являются *DCF* и *DCF\_Type*. Первая бинарная переменная определяет, используется ли в наблюдении ИИ DCF модель, включающая две спецификации FCFE и FCFF. Другая бинарная переменная *DCF\_Type* определяет спецификацию DCF в исследовании.

Дополнительно используются такие контрольные переменные, как секторы экономики, в которые включены компании: включены три бинарные переменные *IT*, *Finance*, *Industry*. Данные секторы составляют значимую долю в выборке. Демиракос и др. пришли к выводу, что выбор модели оценки стоимости может зависеть от определенных секторов экономики (Demirakos et al., 2004).

Исходя из табл. 2, можно сделать вывод, что аналитические прогнозы чаще всего включают рекомендации покупать и держать акции. Несмотря на высокую точность прогнозов, аналитики составляют менее рискованные прогнозы, так как среднее значение прогнозируемой доходности целевой цены незначительно. Возможно, вследствие данной причины целевые цены в большинстве случаев достигают фактической цены уже в 1-м квартале с момента публикации отчетов.

Таблица 3

## Описательная статистика данных ИИ DCF

| Спецификация FCFE |     |       |           |        |       |
|-------------------|-----|-------|-----------|--------|-------|
| Variable          | Obs | Mean  | Std. dev. | Min    | Max   |
| <i>Rcmnd</i>      | 177 | 0,81  | 0,40      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Returns</i>    | 177 | 0,54  | 1,38      | -0,66  | 16,5  |
| <i>Accuracy</i>   | 177 | 0,75  | 1,10      | -13,00 | 1,00  |
| <i>First_q</i>    | 177 | 0,33  | 0,47      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Scnd_q</i>     | 177 | 0,21  | 0,41      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Third_q</i>    | 177 | 0,16  | 0,37      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Fourth_q</i>   | 177 | 0,25  | 0,44      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Volatility</i> | 177 | 4,60  | 5,25      | 0,20   | 45,9  |
| <i>Age</i>        | 177 | 29,50 | 7,49      | 4,00   | 36,00 |
| <i>IT</i>         | 177 | 0,18  | 0,39      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Finance</i>    | 177 | 0,15  | 0,36      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Industry</i>   | 177 | 0,12  | 0,33      | 0,00   | 1,00  |
| Спецификация FCFF |     |       |           |        |       |
| Variable          | Obs | Mean  | Std. dev. | Min    | Max   |
| <i>Rcmnd</i>      | 177 | 0,81  | 0,40      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Returns</i>    | 177 | 0,47  | 0,94      | -0,52  | 5,71  |
| <i>Accuracy</i>   | 177 | 0,74  | 0,74      | -4,32  | 1,00  |
| <i>First_q</i>    | 177 | 0,36  | 0,48      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Scnd_q</i>     | 177 | 0,23  | 0,42      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Third_q</i>    | 177 | 0,13  | 0,34      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Fourth_q</i>   | 177 | 0,22  | 0,42      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Volatility</i> | 177 | 4,60  | 5,25      | 0,20   | 45,93 |
| <i>Age</i>        | 177 | 29,50 | 7,49      | 4,00   | 36,0  |
| <i>IT</i>         | 177 | 0,18  | 0,39      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Finance</i>    | 177 | 0,15  | 0,36      | 0,00   | 1,00  |
| <i>Industry</i>   | 177 | 0,12  | 0,33      | 0,00   | 1,00  |

Исходя из табл. 3 можно считать, что две спецификации DCF-модели имеют идентичные значения точности и потенциальной доходности. В отличие от аналитических отчетов Zacks, данные модели имеют более низкую среднюю точность целевых цен. С другой стороны, спецификации DCF-модели прогнозируют значительно более высокую потенциальную доходность.

В Приложении А.1 представлены корреляционные матрицы для данных DCF-модели и Zacks Investment Research. Отмечена высокая отрицательная корреляция в данных для двух спецификаций DCF-модели между прогнозируемой доходностью и точностью целевых цен.

### ИИ DCF-модель

В качестве ИИ-модели «Цифровой финансовый аналитик»<sup>1</sup> представлены трехфазные модели FCFE и FCFF. Данные спецификации ИИ-модели составлены на основе прогнозирования временных рядов с учетом стационарности, автокорреляции, структурных разрывов, корреляции с факторами (для бенчмарков), а также коинтеграции. Также для определения темпов роста использован анализ трендов схожих компаний:

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

$$FCFF = \sum_{t=1}^{30} \frac{Revenue_t \cdot FCFF\_margin}{(1+WACC)^t \cdot SO} + \frac{Revenue_{30} \cdot (1+TGR) \cdot FCFF\_margin_{TP}}{(WACC - TGR) \cdot (1+WACC)^{30} \cdot SO}.$$

Данные модели составлены на основе 30-летнего периода прогнозирования. Постпрогнозная стоимость определялась на основе формулы Гордона с заданными темпами роста в стабильной фазе. Также в моделях используется аналитическое распределение прогнозируемого денежного потока на выручку и маржу.

### Модели для оценки точности и доходности прогнозов

Для оценки сравнения использованы МНК регрессии с робастными стандартными ошибками, устойчивые к гетероскедастичности:

$$Accuracy_i = \beta_0 + \beta_1 DCT\_Type_i + \beta_2 Rcmd_i + \beta_3 Age_i + \beta_4 Volatility_i + \beta_5 First\_q_i + \beta_6 Scnd\_q_i + \beta_7 Third\_q_i + \beta_8 Fourth\_q_i + \beta_9 IT_i + \beta_{10} Finance_i + \beta_{11} Industry_i,$$

$$Accuracy_i = \beta_0 + \beta_1 Frcst\_Type_i + \beta_2 Rcmd_i + \beta_3 Age_i + \beta_4 Volatility_i + \beta_5 First\_q_i + \beta_6 Scnd\_q_i + \beta_7 Third\_q_i + \beta_8 Fourth\_q_i + \beta_9 IT_i + \beta_{10} Finance_i + \beta_{11} Industry_i,$$

$$Reurns_i = \beta_0 + \beta_1 DCT\_Type_i + \beta_2 Rcmd_i + \beta_3 Age_i + \beta_4 Volatility_i + \beta_5 First\_q_i + \beta_6 Scnd\_q_i + \beta_7 Third\_q_i + \beta_8 Fourth\_q_i + \beta_9 IT_i + \beta_{10} Finance_i + \beta_{11} Industry_i,$$

$$Returns_i = \beta_0 + \beta_1 Frcst\_Type_i + \beta_2 Rcmd_i + \beta_3 Age_i + \beta_4 Volatility_i + \beta_5 First\_q_i + \beta_6 Scnd\_q_i + \beta_7 Third\_q_i + \beta_8 Fourth\_q_i + \beta_9 IT_i + \beta_{10} Finance_i + \beta_{11} Industry_i.$$

<sup>1</sup> Цифровой Финансовый Аналитик (версия 1.4) // ООО «Цифровой Финансовый Аналитик». URL: <https://www.difan.xyz/ru/>.

### *Гипотезы*

Наиболее важными вопросами в данном исследовании являются точность и доходность прогнозов двух спецификаций DCF и Zacks. Для определения точности целевых цен DCF-модели и прогнозов Zacks использованы контрольные переменные. Таким образом, в исследовании рассмотрены следующие гипотезы:

1. Прогнозы ИИ DCF-модели имеют более высокую точность и прогнозируемую доходность целевых цен в сравнении с Zacks Investment Research.
2. Точность целевых цен спецификаций DCF модели различается.
3. Точность целевых цен зависит от рекомендаций и волатильности цен акций до момента публикации прогнозов.

### **Данные**

В исследовании использованы акции 177 публичных компаний, которые включены в индекс S&P 500. Собраны данные целевых цен двух спецификаций FCFE и FCFD DCF-модели искусственного интеллекта «Цифровой финансовый аналитик» и аналитических отчетов Zacks Investment Research.

В источнике «Цифровой финансовый аналитик» основное внимание уделено таким данным, как целевые цены, рекомендации (Buy, Strong Buy, Sell, Strong Sell, Hold) и даты анализа финансовой отчетности для вычисления моделей. Для исследования кодировка рекомендаций упрощена для составления бинарных переменных.

Для сравнения целевых цен использованы аналитические отчеты Zacks Investment Research. Рекомендации в отчетах разделены на две категории — Zacks Rank и Zacks Recommendation. Данные рекомендации основаны на вычислении оценки стоимости акций с помощью мультипликаторов, а также учитывают финансовое состояние компаний. Zacks Rank представляет собой рекомендации для краткосрочного инвестирования в периоде от 1 до 3 месяцев. Zacks Recommendation включает рекомендации Outperform (превосходство в росте относительно фондового рынка), Neutral (акция нейтральна по отношению к рынку) и Underperform (акция имеет сниженный рост относительно рынка). Последняя категория рекомендаций включает долгосрочный горизонт инвестирования от 6 до 12 месяцев. В исследование включены рекомендации Zacks для периода 6–12 месяцев, так как DCF-модель предполагает долгосрочное инвестирование.

На основе дат анализа финансовых отчетностей определяются будущие периоды 12 месяцев для оценки достижения целевых цен. Отметим, что даты публикации прогнозов не являются одинаковыми для DCF и отчетов Zacks. Это учитывается в исследовании, и будущие периоды вычисляются на основе дат публикации прогнозов. Тем не менее все использованные отчеты Zacks включают одинаковую дату публикации прогнозов, которые представлены в апреле 2021 г. Даты публикации прогнозов в DCF-модели «Цифровой финансовый аналитик» варьируются, но в пределах второго полугодия 2020 г. Для цели исследования важно, чтобы даты публикации прогнозов были максимально близкими. С другой стороны, в ряде научных работ использованы аналитические отчеты нескольких лет, что может сказаться на качестве результатов эмпирических исследований (Demirakos et al., 2010; Bonini et al., 2010).

### **Результаты**

Для сравнения прогнозов Zacks и DCF-модели «Цифровой финансовый аналитик» используются точность и потенциальная доходность целевых цен. В табл. 4 представлено сравнение двух спецификаций DCF-модели на основе выборки

из 354 наблюдений. Основной объясняющей переменной является *DCF\_Type*, которая определяет спецификацию модели. Переменные возраста компаний, секторов, рекомендаций, волатильности и кварталов, в которых целевые цены достигают фактических цен, добавлены в качестве контрольных для улучшения качества регрессий и являются детерминантами зависимых переменных.

Во-первых, в табл. 4 не выявлена статистическая значимость для переменной *DCF\_Type* в сравнении спецификаций DCF в точности и доходности. Отмечена статистическая значимость *Rcmnd* в регрессиях (1, 2) оценки точности спецификаций ( $p < 1\%$ ). Статистическая значимость сохраняется для данного коэффициента рекомендаций при добавлении дополнительных контрольных переменных в регрессии (2), но коэффициент снижается (коэффициент *Rcmnd* = 0,227,  $p < 1\%$ ). Также на точность прогнозирования целевых цен влияет волатильность акций, но знак коэффициента положительный и отличный от ожидаемого (коэффициент *Volatility* = 0,014 в регрессии 1 и 0,013 в регрессии 2). При включении кварталов в качестве дополнительных переменных (*First\_q*, *Scnd\_q*, *Third\_q*, *Fourth\_q*), в которых целевые цены достигают фактических, статистическая значимость отмечена для всех этих четырех переменных на 1% уровне. Наибольшее значение коэффициента имеет переменная первого квартала, что предполагает наилучшую точность целевых цен в 1-м квартале с момента публикации прогнозов.

В регрессиях оценки доходности (3, 4) *Rcmnd* статистически значим на 1% уровне, но отрицательно влияет на прогнозируемую доходность целевых цен. Также отрицательно влияет коэффициент волатильности, но при включении дополнительных контрольных переменных он становится незначимым. Прогнозируемая доходность также зависит от периодов достижения целевых цен, но наибольшее снижение доходности выявлено, если целевые цены достигают фактических в 1-м квартале с момента публикации прогнозов.

Таблица 4

## Оценка сравнения спецификаций DCF-моделей

| Dependent var.        | <i>Accuracy</i> |        |             |        | <i>Returns</i> |        |             |        |
|-----------------------|-----------------|--------|-------------|--------|----------------|--------|-------------|--------|
|                       | (1)             |        | (2)         |        | (3)            |        | (4)         |        |
| Independent var.      | Coefficient     | T-stat | Coefficient | T-stat | Coefficient    | T-stat | Coefficient | T-stat |
| <i>Dcf_Type</i>       | 0,010           | 0,11   | -0,035      | -0,44  | 0,071          | 0,58   | 0,098       | 0,87   |
| <i>Rcmnd</i>          | 0,826***        | 3,11   | 0,227***    | 3,08   | -0,812***      | -2,62  | -0,356***   | -2,62  |
| <i>Age</i>            | -0,002          | -0,30  | -0,006      | -1,07  | -0,006         | -0,77  | 0,003       | 0,34   |
| <i>Volatility</i>     | 0,014**         | 2,06   | 0,013*      | 1,69   | -0,020**       | -2,30  | -0,015      | -1,64  |
| <i>First_q</i>        | -               | -      | 2,907***    | 4,11   | -              | -      | -3,041***   | -3,34  |
| <i>Scnd_q</i>         | -               | -      | 2,859***    | 3,97   | -              | -      | -2,760***   | -2,95  |
| <i>Third_q</i>        | -               | -      | 2,852***    | 4,01   | -              | -      | -2,660***   | -2,85  |
| <i>Fourth_q</i>       | -               | -      | 2,818***    | 4,01   | -              | -      | -2,504***   | -2,72  |
| <i>IT</i>             | -               | -      | -0,167      | -0,96  | -              | -      | 0,150       | 0,68   |
| <i>Finance</i>        | -               | -      | -0,015      | -0,32  | -              | -      | -0,035      | -0,44  |
| <i>Industry</i>       | -               | -      | 0,016       | 0,33   | -              | -      | -0,107      | -1,25  |
| <i>constant</i>       | 0,055           | 0,26   | -2,001***   | -3,68  | 1,403***       | 4,77   | 3,373***    | 4,81   |
| <i>R</i> <sup>2</sup> | 0,10            |        | 0,47        |        | 0,06           |        | 0,32        |        |

Примечание: \*\*\*  $p < 1\%$ , \*\*  $p < 5\%$ , \*  $p < 10\%$ ; в регрессиях используется скорректированный коэффициент детерминации.

Для более детального исследования влияния факторов на точность каждой спецификации DCF представлены табл. А.7 и табл. А.8 в Приложении А.2. Исходя из этих таблиц переменные четырех кварталов являются статистически значимыми в регрессиях для оценки спецификаций FCFE и FCFF. Переменные *Remnd* и *Volatility* положительно влияют на точность прогнозирования целевых цен в спецификации FCFF, но в этой спецификации не выявлена значимость на 10% уровне влияния данных переменных на точность целевых цен и прогнозируемую доходность. Согласно табл. А.7 и А.8 в Приложении А.2, переменные *Remnd* и *Volatility* положительно влияют на точность целевых цен спецификации FCFF. Таким образом, можно предположить, что рекомендации спецификации FCFF «покупать» и «держат» акции увеличивают точность целевых цен. При этом прогнозы DCF с данными рекомендациями имеют более низкую прогнозируемую доходность целевых цен. Волатильность акций увеличивает вероятность менее «рискованных» прогнозов целевых цен в спецификации FCFF.

В табл. 5 представлена оценка сравнения двух спецификаций DCF-модели и прогнозов Zacks. Общее число наблюдений составляет 531. Контрольные переменные аналогичны переменным в регрессиях из табл. 4. Отмечена статистическая значимость бинарной переменной *Frcst\_Type* в регрессиях (5, 6). При включении дополнительных контрольных переменных в регрессии (6) значение данного коэффициента уменьшается, что определяет устойчивый эффект влияния данной переменной на точность целевых цен. Отрицательный коэффициент данной переменной в регрессиях (5, 6) предполагает, что спецификации DCF-модели имеют более низкую точность прогнозирования целевых цен относительно прогнозов Zacks. Однако спецификации DCF имеют более высокую прогнозируемую доходность вследствие положительной и статистически значимой на 1% уровне переменной *Frcst\_Type* в регрессиях (7, 8) с зависимой переменной *Returns*. Демиракос и др. отметили обратный результат, в котором при отсутствии контрольных переменных DCF-модель из аналитических отчетов имеет более высокую точность целевых цен относительно моделей P/E, (Demirakos et al., 2010).

Исходя из анализа общей выборки, равной 531 наблюдению, коэффициент рекомендаций (*Remnd*) является статистически значимым в регрессиях в табл. 5. В общей выборке отмечена значимость контрольных переменных четырех кварталов. Результат регрессора *Volatility* отличается от выводов, сделанных в статьях (Demirakos et al., 2010; Bonini et al., 2010), в которых утверждается, что стандартное отклонение акций до момента публикации прогнозов снижает точность целевых цен.

Исходя из результатов табл. 4–5, не выявлено статистической значимости переменных *Age*, *IT*, *Finance*, *Industry*. Согласно данным табл. А.7 и А.8, нет различий во влиянии определенного сектора и возраста компаний на точность спецификаций DCF в прогнозировании целевых цен. Переменная *Remnd* положительно влияет на точность целевых цен и отрицательно на прогнозируемую доходность в спецификации FCFF. С другой стороны, отмечена статистическая значимость переменной *Age* в табл. А.5, что повышает точность прогнозов Zacks для более стабильных компаний. Можно сделать вывод о том, что машинное обучение имеет более низкую точность относительно прогнозов аналитиков, но более высокую прогнозируемую доходность.

Таким образом, гипотеза о более высокой эффективности DCF-модели отвергается, поскольку различие в точности данной модели и прогнозов Zacks незначительно. Гипотеза 2 отвергается, потому что не выявлено статистически значимого различия в точности двух спецификаций DCF-модели. Гипотеза 3 частично принимается, поскольку волатильность и определенные рекомендации влияют на точность спецификации FCFF, причем волатильность также влияет на прогнозы аналитиков Zacks.

Таблица 5

## Оценка сравнения прогнозов DCF и Zacks

| Dependent var.       | Accuracy    |        |             |        | Returns     |        |             |        |
|----------------------|-------------|--------|-------------|--------|-------------|--------|-------------|--------|
|                      | (5)         |        | (6)         |        | (7)         |        | (8)         |        |
| Independent var.     | Coefficient | T-stat | Coefficient | T-stat | Coefficient | T-stat | Coefficient | T-stat |
| <i>Frcst_Type</i>    | -0,089**    | -2,01  | -0,108**    | -2,25  | 0,377***    | 8,00   | 0,389***    | 6,53   |
| <i>Rcmnd</i>         | 0,596***    | 3,1    | 0,200***    | 2,67   | -0,570**    | -2,55  | -0,269**    | -2,58  |
| <i>Age</i>           | 0,0001      | -0,02  | -0,001      | -0,33  | -0,003      | -0,58  | 0,001       | 0,11   |
| <i>Volatility</i>    | 0,004***    | 2,98   | 0,001       | 1,03   | -0,003***   | -2,69  | -0,001      | -0,45  |
| <i>First_q</i>       | —           | —      | 2,385***    | 4,12   | —           | —      | -2,328***   | -3,22  |
| <i>Scnd_q</i>        | —           | —      | 2,335***    | 4,03   | —           | —      | -2,144***   | -2,96  |
| <i>Third_q</i>       | —           | —      | 2,280***    | 3,99   | —           | —      | -2,074***   | -2,89  |
| <i>Fourth_q</i>      | —           | —      | 2,307***    | 4,04   | —           | —      | -1,962***   | -2,74  |
| <i>IT</i>            | —           | —      | -0,171      | -1,33  | —           | —      | 0,151       | 0,94   |
| <i>Finance</i>       | —           | —      | -0,017      | -0,45  | —           | —      | 0,003       | 0,04   |
| <i>Industry</i>      | —           | —      | -0,041      | -1,09  | —           | —      | -0,076      | -1,14  |
| <i>constant</i>      | 0,335**     | 2,27   | -1,465***   | -3,01  | 0,701***    | 3,62   | 2,353***    | 3,91   |
| <i>R<sup>2</sup></i> | 0,08        |        | 0,40        |        | 0,08        |        | 0,28        |        |

Примечание: \*\*\*  $p < 1\%$ , \*\*  $p < 5\%$ , \*  $p < 10\%$ ; в регрессиях используется скорректированный коэффициент детерминации.

### Заключение

Точность прогнозирования целевых цен акций компаний является важным аспектом в принятии инвестиционных решений. В исследовании представлена оценка сравнения прогнозов целевых цен DCF-модели, выполненных на основе искусственного интеллекта, и аналитических отчетов Zacks Investment Research. Кроме этого, проведено сравнение двух спецификаций ИИ DCF-модели, а именно FCFE (Free Cash Flow to Equity) и FCFF (Free Cash Flow to Firm). Для сравнения точности целевых цен акций использована метрика, равная абсолютной прогнозистической ошибке. Также рассмотрена оценка прогнозируемой доходности.

В результате проведенного исследования выявлена статистическая значимость в различии в точности между двумя спецификациями DCF-модели, основанной на использовании искусственного интеллекта, и прогнозов аналитиков Zacks. Спецификации DCF имеют более низкую точность прогнозирования целевых цен акций, но данное различие незначительно. Кроме этого, ИИ DCF-модель обладает более высокой прогнозируемой доходностью. Различий в точности и прогнозируемой доходности двух спецификаций DCF-модели не выявлено.

Для исследования вопроса о том, что может влиять на результаты точности, в исследование включены различные переменные, такие как периоды достижения целевых цен, волатильность, рекомендации, возраст компаний и секторы экономики компаний в выборке. Точность прогнозов спецификаций DCF остается приемлемой в течение четырех кварталов с момента публикаций прогнозов. Спецификация FCFF имеет более точные прогнозы рекомендаций «покупать» и «держат» акции, но не выявлено различий в точности рекомендаций для FCFF и FCFE. Кроме этого, аналитики Zacks снижают значения прогнозов целевых цен

волатильных акций, что отражается на снижении прогнозируемой доходности. Однако данный эффект компенсируется высокой точностью целевых цен.

Данное исследование вносит вклад в анализ точности прогнозирования цен акций. Важной особенностью исследования является использование не только аналитических отчетов, но и машинного обучения. Таким образом, искусственный интеллект, обладая более высокой точностью прогнозирования цен акций, сравним по качеству с прогнозированием аналитиков.

## Источники

- Adebiyi A. A., Adewumi A. O., Ayo C. K.* Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction // *Journal of Applied Mathematics*. 2014. Vol. 2024. N 1. P. 1–7.
- Asquith P., Mikhail M. B., Au A. S.* Information Content of Equity Analyst Reports // *Journal of Financial Economics*. 2005. Vol. 75. N 2. P. 245–282.
- Bonini S., Capizzi V., Kerl A.* Subjective Valuation and Target Price Accuracy // *Journal of Financial Management, Markets and Institutions (JFMMI)*, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. 2022. Vol. 10. N 01. P. 1–31.
- Bonini S., Zanetti L., Bianchini R., Salvi A.* Target Price Accuracy in Equity Research // *Journal of Business Finance Accounting*. 2010. Vol. 37. Iss. 9–10. P. 1177–1217.
- Bradshaw M.* The Use of Target Prices to Justify Sell-Side Analysts' Stock Recommendations // *Accounting Horizons*. 2002. Vol. 16. N 1. P. 27–41.
- Bradshaw M. T., Brown L. D., Huang K.* Do Sell-Side Analysts Exhibit Differential Target Price Forecasting Ability? // *Review of Accounting Studies*. 2006. Vol. 18. N 4. P. 930–955.
- Brav A., Lehavy R.* An Empirical Analysis of Analysts' Target Prices: Short-Term Informativeness and Long-Term Dynamics // *Journal of Finance*. 2003. Vol. 58. N 5. P. 1933–1968.
- Efthimios D., Norman S. Ch., Walker M.* What Valuation Models Do Analysts Use? // *Accounting Horizons*. 2004. Vol. 18. N 4. P. 221–240.
- Efthimios D., Norman S., Walker M.* Does Valuation Model Choice Affect Target Price Accuracy? // *European Accounting Review*, Taylor Francis Journals. 2010. Vol. 19. N 1. P. 35–72.
- Green J., Hand J. R. M., Zhang X. F.* The Supraview of Return Predictive Signals // *Review of Accounting Studies*. 2013. Vol. 18. N 3. P. 692–730.
- Green J., Hand J. R. M., Zhang X. F.* Errors and Questionable Judgments in Analysts' DCF Models // *Review of Accounting Studies*. 2016. Vol. 21. N 2. P. 596–632.
- Huang S., Hongping T., Xiongyuan W., Changqiu Y.* Valuation Uncertainty and Analysts' Use Of DCF Models // *Review of Accounting Studies*. 2023. Vol. 28. N 2. P. 827–861.
- Imam S., Barker R., Clubb C.* The Use of Valuation Models by UK Investment Analysts // *European Accounting Review*. 2008. Vol. 17. N 3. P. 503–535.
- Koklev P. S.* Business Valuation with Machine Learning // *Finance: Theory and Practice*. 2022. Vol. 26(5). P. 132–148.
- Rosenboom P.* How Do Underwriters Value Initial Public Offerings? An Empirical Analysis of the French IPO Market // *Contemporary Accounting Research*. 2007. Vol. 24. N 4. P. 1217–1243.
- Vayas-Ortega G., Soguero-Ruiz C., Rodríguez-Ibáñez M., Rojo-Álvarez J.-L., Gimeno-Blanes E.-J.* 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. N 15. P. 5334.
- Vijh M., Deeksha C., Vinay A., Arun K.* Stock Closing Price Prediction Using Machine Learning Techniques // *Procedia Computer Science*. 2020. Vol. 167. P. 599–606.

## References

- Adebiyi A. A., Adewumi A. O., Ayo C. K. Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction. *Journal of Applied Mathematics*, 2014, vol. 2024, N 1, pp. 1–7.
- Asquith P., Mikhail M. B., Au A. S. Information Content of Equity Analyst Reports. *Journal of Financial Economics*, 2005, vol. 75, N 2, pp. 245–282.
- Bonini S., Capizzi V., Kerl A. Subjective Valuation and Target Price Accuracy. *Journal of Financial Management, Markets and Institutions (JFMMI)*, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2022, vol. 10(01), pp. 1–31.

- Bonini S., Zanetti L., Bianchini R., Salvi A. Target Price Accuracy in Equity Research. *Journal of Business Finance Accounting*, 2010, vol. 37, iss. 9–10, pp. 1177–1217.
- Bradshaw M. The Use of Target Prices to Justify Sell-Side Analysts' Stock Recommendations. *Accounting Horizons*, 2002, vol. 16, N 1, pp. 27–41.
- Bradshaw M. T., Brown L. D., Huang K. Do Sell-Side Analysts Exhibit Differential Target Price Forecasting Ability? *Review of Accounting Studies*, 2006, vol. 18, N 4, pp. 930–955.
- Brav A., Lehavy R. An Empirical Analysis of Analysts' Target Prices: Short-Term Informativeness and Long-Term Dynamics. *Journal of Finance*, 2003, vol. 58, N 5, pp. 1933–1968.
- Efthimios D., Norman S. Ch., Walker M. What Valuation Models Do Analysts Use? *Accounting Horizons*, 2004, vol. 18, N 4, pp. 221–240.
- Efthimios D., Norman S., Walker M. Does Valuation Model Choice Affect Target Price Accuracy? *European Accounting Review, Taylor Francis Journals*, 2010, vol. 19, N 1, pp. 35–72.
- Green J., Hand J. R. M., Zhang X. F. The Supraview of Return Predictive Signals. *Review of Accounting Studies*, 2013, vol. 18, N 3, pp. 692–730.
- Green J., Hand J. R. M., Zhang X. F. Errors and Questionable Judgments in Analysts' DCF Models. *Review of Accounting Studies*, 2016, vol. 21, N 2, pp. 596–632.
- Huang S., Hongping T., Xiongyuan W., Changqiu Y. Valuation Uncertainty and Analysts' Use Of DCF Models. *Review of Accounting Studies*, 2023, vol. 28(2), pp. 827–861.
- Imam S., Barker R., Clubb C. The Use of Valuation Models by UK Investment Analysts. *European Accounting Review*, 2008, vol. 17, N 3, pp. 503–535.
- Koklev P. S. Business Valuation with Machine Learning. *Finance: Theory and Practice*, 2022, vol. 26(5), pp. 132–148.
- Rosenboom P. How Do Underwriters Value Initial Public Offerings? An Empirical Analysis of the French IPO Market. *Contemporary Accounting Research*, 2007, vol. 24, N 4, pp. 1217–1243.
- Vayas-Ortega G., Soguero-Ruiz C., Rodríguez-Ibáñez M., Rojo-Álvarez J.-L., Gimeno-Blanes F.-J. 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), pp. 5334.
- Vijh M., Deeksha C., Vinay A., Arun K. Stock Closing Price Prediction Using Machine Learning Techniques. *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 167, pp. 599–606.

## Приложения

### Приложение А.1

### Корреляционные матрицы

Таблица А.1

#### Корреляционная матрица Пирсона для данных Zacks Investment Research

|                   | <i>Rcmnd</i> | <i>Returns</i> | <i>Accuracy</i> | <i>First_q</i> | <i>Scnd_q</i> | <i>Third_q</i> | <i>Fourth_q</i> | <i>Volatility</i> | <i>Age</i> | <i>IT</i> | <i>Finance</i> | <i>Industry</i> |
|-------------------|--------------|----------------|-----------------|----------------|---------------|----------------|-----------------|-------------------|------------|-----------|----------------|-----------------|
| <i>Rcmnd</i>      | 1            |                |                 |                |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Returns</i>    | 0,13         | 1              |                 |                |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Accuracy</i>   | -0,01        | -0,01          | 1               |                |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>First_q</i>    | 0,05         | -0,14          | 0,17            | 1              |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Scnd_q</i>     | 0,00         | 0,10           | 0,04            | -0,38          | 1             |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Third_q</i>    | -0,01        | -0,03          | -0,13           | -0,37          | -0,24         | 1              |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Fourth_q</i>   | -0,03        | 0,06           | 0,05            | -0,40          | -0,26         | -0,26          | 1               |                   |            |           |                |                 |
| <i>Volatility</i> | -0,12        | -0,19          | 0,12            | 0,05           | -0,04         | 0,01           | 0,03            | 1                 |            |           |                |                 |
| <i>Age</i>        | 0,08         | 0,12           | 0,08            | 0,03           | 0,00          | -0,11          | 0,03            | -0,25             | 1          |           |                |                 |
| <i>IT</i>         | 0,03         | 0,00           | -0,08           | 0,07           | -0,09         | 0,03           | 0,00            | 0,08              | -0,16      | 1         |                |                 |
| <i>Finance</i>    | 0,10         | 0,11           | 0,11            | 0,07           | -0,01         | -0,05          | 0,01            | -0,04             | 0,01       | -0,20     | 1              |                 |
| <i>Industry</i>   | -0,03        | -0,14          | -0,12           | 0,07           | -0,06         | -0,01          | -0,03           | -0,05             | 0,21       | -0,18     | -0,16          | 1               |

Таблица А.2

#### Корреляционная матрица для данных FCFE

|                   | <i>Rcmnd</i> | <i>Accuracy</i> | <i>Returns</i> | <i>First_q</i> | <i>Scnd_q</i> | <i>Third_q</i> | <i>Fourth_q</i> | <i>Volatility</i> | <i>Age</i> | <i>IT</i> | <i>Finance</i> | <i>Industry</i> |
|-------------------|--------------|-----------------|----------------|----------------|---------------|----------------|-----------------|-------------------|------------|-----------|----------------|-----------------|
| <i>Rcmnd</i>      | 1            |                 |                |                |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Accuracy</i>   | 0,24         | 1               |                |                |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Returns</i>    | -0,16        | <b>-0,93</b>    | 1              |                |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>First_q</i>    | -0,26        | 0,11            | -0,20          | 1              |               |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Scnd_q</i>     | 0,07         | 0,05            | -0,05          | -0,36          | 1             |                |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Third_q</i>    | 0,18         | 0,06            | -0,03          | -0,31          | -0,23         | 1              |                 |                   |            |           |                |                 |
| <i>Fourth_q</i>   | 0,22         | 0,04            | 0,09           | -0,41          | -0,30         | -0,26          | 1               |                   |            |           |                |                 |
| <i>Volatility</i> | -0,30        | -0,02           | 0,00           | 0,10           | 0,01          | -0,07          | -0,11           | 1                 |            |           |                |                 |
| <i>Age</i>        | 0,13         | -0,01           | -0,03          | 0,15           | 0,00          | 0,09           | -0,21           | -0,24             | 1          |           |                |                 |
| <i>IT</i>         | -0,14        | -0,14           | 0,11           | -0,05          | 0,12          | -0,09          | 0,00            | 0,07              | -0,16      | 1         |                |                 |
| <i>Finance</i>    | 0,21         | 0,07            | -0,07          | 0,03           | -0,06         | 0,02           | 0,04            | -0,05             | 0,01       | -0,20     | 1              |                 |
| <i>Industry</i>   | -0,08        | 0,02            | -0,06          | 0,17           | -0,07         | -0,12          | -0,02           | -0,03             | 0,21       | -0,18     | -0,16          | 1               |

Таблица А.3

## Корреляционная матрица для данных FCFF

|            | Rcmnd | Accuracy     | Returns | First_q | Scnd_q | Third_q | Fourth_q | Volatility | Age   | IT    | Finance | Industry |
|------------|-------|--------------|---------|---------|--------|---------|----------|------------|-------|-------|---------|----------|
| Rcmnd      | 1     |              |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Accuracy   | 0,47  | 1            |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Returns    | -0,40 | <b>-0,89</b> | 1       |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| First_q    | -0,20 | 0,16         | -0,29   | 1       |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Scnd_q     | 0,17  | 0,12         | -0,07   | -0,41   | 1      |         |          |            |       |       |         |          |
| Third_q    | 0,15  | 0,08         | 0,00    | -0,29   | -0,21  | 1       |          |            |       |       |         |          |
| Fourth_q   | 0,19  | 0,11         | 0,00    | -0,40   | -0,29  | -0,21   | 1        |            |       |       |         |          |
| Volatility | -0,30 | -0,03        | 0,00    | 0,11    | 0,02   | -0,05   | -0,17    | 1          |       |       |         |          |
| Age        | 0,13  | 0,06         | -0,10   | 0,03    | 0,05   | 0,00    | -0,03    | -0,24      | 1     |       |         |          |
| IT         | -0,14 | -0,09        | 0,10    | -0,11   | 0,12   | -0,01   | -0,04    | 0,07       | -0,16 | 1     |         |          |
| Finance    | 0,21  | 0,12         | -0,10   | 0,01    | -0,01  | -0,02   | 0,08     | -0,05      | 0,01  | -0,20 | 1       |          |
| Industry   | -0,08 | -0,01        | -0,03   | 0,11    | 0,04   | -0,09   | -0,08    | -0,03      | 0,21  | -0,18 | -0,16   | 1        |

Таблица А.4

## Корреляционная матрица для данных сравнения прогнозов спецификаций DCF

|            | Rcmnd | DCF_Type | Accuracy | Returns | First_q | Scnd_q | Third_q | Fourth_q | Volatility | Age   | IT    | Finance | Industry |
|------------|-------|----------|----------|---------|---------|--------|---------|----------|------------|-------|-------|---------|----------|
| Rcmnd      | 1     |          |          |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| DCF        | 0,00  | 1        |          |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Accuracy   | 0,32  | 0,01     | 1        |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Returns    | -0,25 | 0,03     | -0,91    | 1       |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| First_q    | -0,23 | -0,03    | 0,13     | -0,23   | 1       |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Scnd_q     | 0,12  | -0,03    | 0,08     | -0,06   | -0,39   | 1      |         |          |            |       |       |         |          |
| Third_q    | 0,16  | 0,05     | 0,07     | -0,02   | -0,30   | -0,22  | 1       |          |            |       |       |         |          |
| Fourth_q   | 0,20  | 0,04     | 0,07     | 0,05    | -0,41   | -0,30  | -0,23   | 1        |            |       |       |         |          |
| Volatility | -0,30 | 0,00     | -0,02    | 0,00    | 0,11    | 0,01   | -0,06   | -0,14    | 1          |       |       |         |          |
| Age        | 0,13  | 0,00     | 0,01     | -0,06   | 0,09    | 0,02   | 0,05    | -0,12    | -0,24      | 1     |       |         |          |
| IT         | -0,14 | 0,00     | -0,12    | 0,11    | -0,08   | 0,12   | -0,05   | -0,02    | 0,07       | -0,16 | 1     |         |          |
| Finance    | 0,21  | 0,00     | 0,09     | -0,08   | 0,02    | -0,04  | 0,00    | 0,06     | -0,05      | 0,01  | -0,20 | 1       |          |
| Industry   | -0,08 | 0,00     | 0,01     | -0,05   | 0,14    | -0,01  | -0,11   | -0,05    | -0,03      | 0,21  | -0,18 | -0,16   | 1        |

Таблица А.5

## Корреляционная матрица для данных сравнения прогнозов DCF и Zacks

|            | Rcmnd | Frcst_Type | Accuracy     | Returns | First_q | Scnd_q | Third_q | Fourth_q | Volatility | Age   | IT    | Finance | Industry |
|------------|-------|------------|--------------|---------|---------|--------|---------|----------|------------|-------|-------|---------|----------|
| Rcmnd      | 1     |            |              |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Frcst_Type | -0,10 | 1          |              |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Accuracy   | 0,28  | -0,11      | 1            |         |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Returns    | -0,23 | 0,22       | <b>-0,89</b> | 1       |         |        |         |          |            |       |       |         |          |
| First_q    | -0,15 | -0,02      | 0,12         | -0,19   | 1       |        |         |          |            |       |       |         |          |
| Scnd_q     | 0,08  | 0,03       | 0,06         | -0,04   | -0,38   | 1      |         |          |            |       |       |         |          |
| Third_q    | 0,11  | -0,06      | 0,04         | -0,03   | -0,33   | -0,23  | 1       |          |            |       |       |         |          |
| Fourth_q   | 0,14  | 0,03       | 0,06         | 0,05    | -0,40   | -0,28  | -0,24   | 1        |            |       |       |         |          |
| Volatility | -0,08 | -0,45      | 0,06         | -0,10   | 0,06    | -0,03  | 0,01    | -0,03    | 1          |       |       |         |          |
| Age        | 0,12  | 0,00       | 0,02         | -0,04   | 0,07    | 0,01   | -0,01   | -0,07    | -0,18      | 1     |       |         |          |
| IT         | -0,09 | 0,00       | -0,10        | 0,08    | -0,03   | 0,05   | -0,02   | -0,01    | 0,05       | -0,16 | 1     |         |          |
| Finance    | 0,18  | 0,00       | 0,08         | -0,06   | 0,04    | -0,03  | -0,02   | 0,04     | -0,03      | 0,01  | -0,20 | 1       |          |
| Industry   | -0,06 | 0,00       | -0,01        | -0,04   | 0,12    | -0,03  | -0,07   | -0,04    | -0,03      | 0,21  | -0,18 | -0,16   | 1        |

## Приложение А.2

## Оценки регрессий

Таблица А.6

## Анализ точности аналитических прогнозов Zacks Investment Research

| Dependent var     | Accuracy    |             | Returns     |             |
|-------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
|                   | Coefficient | T-statistic | Coefficient | T-statistic |
| <i>Rcmd</i>       | -0,031      | -0,73       | 0,016       | 1,27        |
| <i>Age</i>        | 0,006**     | 2,52        | 0,001       | 1,24        |
| <i>Volatility</i> | 0,001**     | 2,59        | -0,0004*    | -1,97       |
| <i>First_q</i>    | 0,756       | 1,61        | -0,032      | -1,28       |
| <i>Scnd_q</i>     | 0,702       | 1,52        | -0,011      | -0,44       |
| <i>Third_q</i>    | 0,627       | 1,34        | -0,024      | -0,91       |
| <i>Fourth_q</i>   | 0,712       | 1,54        | -0,015      | -0,59       |
| <i>IT</i>         | -0,084*     | -1,68       | 0,006       | 0,53        |
| <i>Finance</i>    | 0,024       | 0,87        | 0,015       | 1,24        |
| <i>Industry</i>   | -0,134      | -1,29       | -0,022*     | -1,66       |
| <i>constant</i>   | 0,085       | 0,19        | 0,035       | 1,08        |
| <i>R2</i>         | 0,21        |             | 0,06        |             |

Примечание: \*\*\*  $p < 1\%$ , \*\*  $p < 5\%$ , \*  $p < 10\%$ ; в регрессиях используется скорректированный коэффициент детерминации.

Таблица А.7

## Анализ точности спецификации FCFE

| Dependent var     | Accuracy    |             | Returns     |             |
|-------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
|                   | Coefficient | T-statistic | Coefficient | T-statistic |
| <i>Rcmd</i>       | 0,192       | 1,45        | -0,272      | -1,21       |
| <i>Age</i>        | -0,009      | -0,92       | 0,009       | 0,63        |
| <i>Volatility</i> | 0,010       | 0,76        | -0,01       | -0,67       |
| <i>First_q</i>    | 3,26**      | 2,03        | -3,259      | -1,61       |
| <i>Scnd_q</i>     | 3,191*      | 1,98        | -3,016      | -1,47       |
| <i>Third_q</i>    | 3,183**     | 2,01        | -2,918      | -1,44       |
| <i>Fourth_q</i>   | 3,099**     | 1,98        | -2,597      | -1,3        |
| <i>IT</i>         | -0,305      | -0,91       | 0,258       | 0,62        |
| <i>Finance</i>    | -0,035      | -0,42       | -0,074      | -0,52       |
| <i>Industry</i>   | 0,062       | 0,73        | -0,227      | -1,6        |
| <i>constant</i>   | -2,187      | -1,56       | 3,393       | 1,94        |
| <i>R2</i>         | 0,33        |             | 0,19        |             |

Примечание: \*\*\*  $p < 1\%$ , \*\*  $p < 5\%$ , \*  $p < 10\%$ ; в регрессиях используется скорректированный коэффициент детерминации.

Таблица А.8

## Анализ точности спецификации FCFF

| Dependent var     | Accuracy         |             | Returns     |             |             |
|-------------------|------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
|                   | Independent vars | Coefficient | T-statistic | Coefficient | T-statistic |
| <i>Rcmnd</i>      |                  | 0,285***    | 2,84        | -0,476***   | -2,67       |
| <i>Age</i>        |                  | -0,003      | -0,87       | -0,002      | -0,33       |
| <i>Volatility</i> |                  | 0,016*      | 1,70        | -0,020*     | -1,73       |
| <i>First_q</i>    |                  | 2,638***    | 6,36        | -2,85***    | -4,60       |
| <i>Scnd_q</i>     |                  | 2,595***    | 6,18        | -2,521***   | -3,87       |
| <i>Third_q</i>    |                  | 2,583***    | 6,08        | -2,408***   | -3,60       |
| <i>Fourth_q</i>   |                  | 2,606***    | 6,19        | -2,430***   | -3,74       |
| <i>IT</i>         |                  | -0,027      | -0,34       | 0,031       | 0,24        |
| <i>Finance</i>    |                  | 0,002       | 0,05        | 0,008       | 0,09        |
| <i>Industry</i>   |                  | -0,023      | -0,35       | -0,013      | -0,12       |
| <i>constant</i>   |                  | -1,936***   | -5,44       | 3,469***    | 6,75        |
| <i>R2</i>         |                  | 0,77        |             | 0,55        |             |

Примечание: \*\*\*  $p < 1\%$ , \*\*  $p < 5\%$ , \*  $p < 10\%$ ; в регрессиях используется скорректированный коэффициент детерминации.

Статья поступила в редакцию 10 апреля 2025 г.

Статья рекомендована в печать 20 июня 2025 г.