



Методика оценки рыночной капитализации российских публичных компаний с учетом санкционных ограничений

Гулевич И.И., доцент Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления Факультета экономики и бизнеса, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия
Советник отдела аналитического сопровождения Департамента протокола и организационного обеспечения Евразийской экономической комиссии

Аннотация. В статье на примере российских публичных компаний рассматриваются методические аспекты формирования рыночной капитализации в условиях санкционных экономических ограничений. Используются информационные базы данных финансовых показателей российских публичных компаний, фондового рынка, методы машинного обучения и статистического анализа, материалы российских и международных научных публикаций. Автором при помощи инструментария машинного обучения разработана методика оценки рыночной капитализации российских публичных компаний, которая учитывает факт наличия компании в санкционных списках. В результате, с использованием машинного обучения, которое основано на методе ближайших соседей (KNN), разработана модель, позволяющая оценить ожидаемую рыночную капитализацию компании в зависимости от следующих показателей: рентабельности активов, текущей доходности, средней операционной прибыли за пять лет, дивидендного рейтинга, факта наличия компании в санкционном списке SSI, роста акций, финансового роста, эффективности, факта наличия компании в санкционном списке SDN.

Ключевые слова: санкционные ограничения, рыночная капитализация, российские публичные компании, машинного обучения

Methodology for assessing the market capitalization of Russian public companies subject to sanctions restrictions

Gulevich I.I., Associate Professor, Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Faculty of Economics and Business, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia
Counselor of the Department of Analytical Support of the Department of Protocol and Organizational Support of the Eurasian Economic Commission

Annotation. Using the example of Russian public companies, the article examines the methodological aspects of the formation of market capitalization under sanctions economic restrictions. Information databases of financial indicators of Russian public companies, the stock market, machine learning and statistical analysis methods, materials of Russian and international scientific publications were used. Using machine learning tools, the author has developed a methodology for assessing the market capitalization of Russian public companies, which takes into account the fact that the company is on the sanctions lists. As a result, using machine learning, which is based on the nearest neighbors (KNN) method, a model has been developed that allows estimating the expected market capitalization of a company depending on the following indicators: return on assets, current profitability, five-year average operating profit, dividend rating, fact the presence of a company on the SSI sanctions list, the growth of shares, financial growth, efficiency, the fact that the company is on the SDN sanctions list.

Key words: sanctions restrictions, market capitalization, Russian public companies, machine learning

Введение. Сущность антироссийских санкций заключается в ограничении доступа российским компаниям к финансовым рынкам и инвестициям со стороны западных стран. Это включает запрет на предоставление кредитов и финансирование, запрет на торговлю определенными видами товаров и услуг, а также замораживание активов российских компаний и лиц, связанных с ними.

Антироссийские санкции имеют серьезное влияние на российский рынок и публичные компании. Они приводят к сокращению доступа к финансированию, повышению стоимости заемных средств и снижению ликвидности. Компании также сталкиваются с ограничениями на доступ к технологиям и экспортно-импортным операциям, что может негативно сказываться на их конкурентоспособности и рыночной капитализации.

Влияние антироссийских санкций на российский рынок и публичные компании является значительным и многогранным.

Во-первых, санкции ограничивают доступ российских компаний к финансовым рынкам и инвестициям со стороны западных стран. Это приводит к сокращению доступа к финансированию и повышению стоимости заемных средств для компаний. В результате, компании испытывают затруднения с привлечением необходимого капитала для развития бизнеса, инвестиций в новые проекты и обслуживания текущих обязательств. Это может привести к снижению ликвидности и увеличению риска дефолта.

Во-вторых, санкции оказывают негативное влияние на доступ к технологиям и экспортно-импортным операциям. Запреты на импорт определенных товаров и услуг могут привести к дефициту необходимых компонентов и оборудования для производства, что может снизить производительность и конкурентоспособность компаний. Ограничения на экспорт товаров и услуг приводят к потере рынков сбыта и снижению объемов продаж.

В-третьих, санкции также включают «замораживание» активов российских компаний и лиц, связанных с ними. Это может привести к финансовым потерям и ограничениям в управлении активами компаний. Компании могут столкнуться с проблемами в расчетах с поставщиками, выплате дивидендов и процентов по облигациям, а также в управлении своими финансовыми ресурсами.

В целом антироссийские санкции создают неопределенность и риски для российского рынка и публичных компаний. Санкции могут оказывать значительное влияние на финансовые показатели и перспективы развития

компании, что может отразиться на ее стоимости. Важно учитывать данные ограничения при оценке рыночной капитализации российских публичных компаний.

Изучением санкций и их влиянием на отрасли и другие аспекты экономической деятельности страны занимались В.В. Усков [1], В.К. Акинфиев [2], Ю.Н. Трещевский [3], Б. Ананьева [4], Е.О. Беликов [5], А.С. Борисевич [6], А.А. Широков [7], Н.Х. Токаев [8] и др.

Однако исследования, которые связаны с влиянием санкций на стоимость компаний и их рыночную капитализацию не встречаются. Отсутствуют методики, которые позволяют оценить стоимость компании с учетом санкционных экономических ограничений.

Самый простой способ измерить влияние санкций – обратиться к информации фондового рынка. Например, падение индекса Мосбиржи после введения санкций привели к его падению на 68% (рис. 1). Рассчитано исходя из той логики, что среднее значение индекса в феврале 2022 было 3478 пунктов, а на 24.02.2022 уже составило 2 058 пунктов.



Рис. 1 – Динамика Индекса Мосбиржи (ИМОЕХ)

Источник: составлено автором по данным sbonds [10]

«Индекс Московской биржи рассчитывается в рублевых ценах как средневзвешенная по капитализации стоимость обыкновенных и привилегированных акций. В расчете учитываются только акции, находящиеся в свободном обращении («free-float»). Используется цена закрытия,

частота расчета в реальном времени – 1 сек. Эмитенты распределены по основным секторам экономики» [9]. Динамика индекса Московской биржи за 5 лет представлена на рис.1.

Однако технический анализ не позволяет определить причинно-следственную связь и смоделировать стоимость.

Одним из основных способов учета санкционных ограничений является анализ и оценка их воздействия на финансовые показатели компании. Например, санкции могут привести к ограничениям доступа к финансированию или технологиям, что может негативно сказаться на доходности и росте компании. При определении стоимости акций компании необходимо учесть эти ограничения и прогнозировать их влияние на будущие денежные потоки компании. Для реализации данного способа требуется разработать детальную финансовую модель для каждого предприятия.

Альтернативный подход заключается в использовании других альтернативных методов оценки, которые учитывают санкционные риски. Например, можно применить метод оценки стоимости замещения активов, учитывая возможность ограничений доступа к определенным активам или технологиям. Однако это связано с затратным подходом и не учитывает ожидаемые денежные потоки.

Другой подход, основан на методах машинного обучения, которые начинают активно применяться в практике стоимостной оценки [11,12]. В работе Коклева П.С.[13] сделан вывод, что «машинное обучение можно применять как более точный, непредвзятый и менее затратный способ оценки стоимости компании. Анализ важности признаков может быть использован для понимания и дальнейшего изучения процесса формирования стоимости компании».

Также машинное обучение может быть использовано по следующим причинам:

1. Позволяет эффективно обрабатывать любые объемы данных. Это позволяет учесть множество факторов, которые могут влиять на оценку

рыночной капитализации.

2. Дает возможность автоматизировать процесс анализа и оценки рыночной капитализации компании с учетом санкций. Это позволяет сократить время, затрачиваемое на проведение анализа, и получить более быстрые и точные результаты.

3. Способно учитывать сложные взаимосвязи между различными факторами, которые могут влиять на рыночную капитализацию компании с учетом санкций. Например, алгоритмы машинного обучения могут обнаружить неявные связи между санкциями и финансовыми показателями компании, которые могут быть незаметны при традиционном анализе.

4. Позволяет создавать гибкие и адаптивные модели, которые могут учитывать изменения в санкционной политике или финансовом состоянии компании. Это позволяет получать актуальные и точные прогнозы рыночной капитализации компании с учетом санкций.

5. Предоставляет возможность использовать различные алгоритмы и модели для прогнозирования рыночной капитализации компании с учетом санкций. Это может улучшить точность прогнозов.

Однако необходимо отметить, что машинное обучение не является универсальным решением и требует доступа к достоверным данным и экспертизе в области финансов. Для разработки модели использовался инструментарий программной среды Python.

Основными этапами разработки модели являются шаги:

- 1) постановка целей модели;
- 2) импорт основных библиотек, которые необходимы для разработки;
- 3) загрузка и описание данных;
- 4) предобработка данных;
- 5) исследовательский анализ данных;
- 6) анализ мультиколлинеарности переменных;
- 7) разделение данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки;

- 8) обучение моделей;
- 9) тестирование лучшей модели.

Целью разрабатываемой модели является определение рыночной капитализации российских компаний с учетом санкционных ограничений.

Для разработки модели необходимы следующие библиотеки: pandas, numpy, matplotlib, seaborn, sklearn.

В качестве источника данных будет использоваться информационный агрегатор FinanceMarker [14]. Выгружены данные по 150 публичным компаниям, которые представлены на Московской бирже.

Приведем описание используемых переменных:

- 1) капитализация - общее количество акций, умноженное на их цену, млн долларов (результатирующий показатель);

- 2) сектор – сектор, к которому относится компания по международной классификации GICS (Global Industry Classification Standard) - международный стандарт классификации отраслей экономики, разработанный совместно компаниями MSCI и S&P Dow Jones Indices. GICS используется для классификации компаний и организаций по отраслям деятельности.

- 3) отрасль - отрасль, к которой относится компания по международной классификации GICS;

- 4) подотрасль – подотрасль, к которой относится компания по международной классификации GICS;

- 5) рейтинг - итоговый рейтинг компании, считается как сумма рейтингов по каждой категории оценки. Максимальное значение рейтинга 30 баллов: 5 баллов в каждой из 6 категорий, которые установлены агентством Finance Marker;

- 6) дивиденды - расчет дивидендного рейтинга компании оценивается на основе данных по дивидендным выплатам. Компании с регулярными и растущими дивидендами получают наивысший балл;

7) эффективность - оценивается рейтинг по показателям ROE, ROA, ROS, ROIC. Чем выше эффективность компании по данным показателям, тем выше баллы эффективности;

8) финансовый рост - оцениваются темпы роста основных финансовых показателей таких как выручка, прибыль, собственный капитал. Компании с лучшими темпами роста получают больший балл;

9) рост акций – при расчете данного рейтинга оценивается динамика акций на разных временных отрезках, а также положение цены компании относительно ее средних SMA50 и SMA200. Выросшие в цене компании получают больший балл;

10) CAP/B (Capex / выручка) – капитальные затраты / выручка. Выражается в процентах. Сравнение капитальных расходов с выручкой дает понимание объемов инвестиций в будущее развитие;

11) Тек. дох-ть - текущая дивидендная доходность компании – рассчитывается на основе выплаченных дивидендов за последние 365 дней, как сумма доходностей каждого выплаченного дивиденда;

12) ср. дох-ть 3 - средняя дивидендная доходность компании за 3 полных прошедших года – считается как сумма доходностей всех дивидендных выплат за прошедшие три года;

13) ср. дох-ть 5 - средняя дивидендная доходность компании за 5 полных прошедших лет - считается как сумма доходностей всех дивидендных выплат за прошедшие 5 лет;

14) див-д, частота - частота выплаты дивидендов – для текущего года берется количество раз, когда компания выплачивала дивиденды за последние 365 дней;

15) рост див-д - рост дивидендов – количество лет подряд, когда компания повышала размер дивидендов от года к году;

16) див-д страйк - дивидендный страйк – количество лет подряд, когда компания платила дивиденды;

17) див-д рейтинг - дивидендный рейтинг – считается как количество лет - из последних пяти, когда компания платила дивиденды + количество лет, когда компания повышала дивиденды / 10. Показатель учитывает возможные перерывы в дивидендных выплатах;

18) посл. закр. гэта - последнее закрытие гэта – количество дней, за которое был закрыт дивидендный гэп по последнему выплаченному дивиденду;

19) ROA - рентабельность активов – чистая прибыль / активы;

20) ОП, ср. 3 - средний темп прироста операционной прибыли за последние три года;

21) ОП, ср. 5 - средний темп прироста операционной прибыли за последние пять лет;

22) EBITDA, ср. 3 - средний темп роста EBITDA за последние три года;

23) EBITDA, ср. 5 - средний темп роста EBITDA за последние пять лет;

24) SDN - наличие компании в санкционном списке SDN. В рамках данного типа рестрикций предусмотрено:

а) американским физическим и юридическим лицам на территории США запрещено участвовать в каких-либо сделках, связанных с передачей, оплатой, экспортом, списанием и прочее, с лицами из SDN List, и подлежит блокировке любое имущество, находящееся в их владении или под их контролем, в отношении которого есть имущественный или иной интерес у лиц из SDN list:

b) блокировка активов в США;

c) запрет на долларовые операции;

d) запрет на транзакции с американцами контрагентами;

e) запрет на ведение бизнеса, участие в совместных проектах с американскими лицами и прочие.

25) SSI - наличие компании в санкционном списке SSI. В рамках данного типа рестрикций предусмотрено:

а) запрет на привлечение долгового капитала со сроком погашения более 14 дней и акционерного финансирования от американских лиц или на территории США;

б) запрет на приобретение акций и долговых обязательств лиц, включенных в санкционные списки американскими лицами;

с) любые сделки для американских финансовых институтов с российскими рублевыми облигациями федерального займа (далее - ОФЗ) или евробондами, выпущенными после 01.01.2022 и прочие.

Фрагмент таблицы данных, который был загружен для анализа представлен в табл. 1.

Таблица 1

Фрагмент таблицы с показателями публичных компаний

Название	Капитализация, млн. долл.	Рост акций	CAР/В.	Тек. дох-ть	Ср. дох-ть 3	Посл. закр. гэпа	ROA	Год	SDN	SSI
Сбербанк	65618,4658	5	0	10,59	4,92	15	0,65	2022	1	1
Роснефть	59383,7731	3	11,97	12,03	5,12	69	6,15	2021	0	1
Новатэк	49758,1182	5	14,91	9,19	4,88	36	18,38	2021	0	1
ГАЗПРОМ	47386,8058	1	18,77	26,15	12,76	0	5,02	2022	0	1
ЛУКОЙЛ	42524,8817	4	4,59	24,86	10,86	0	11,3	2021	0	1

Источник: составлено автором по данным FinanceMarker

Верификация факта включения компании в соответствующий санкционный список осуществлен вручную автором исследования по результатам изучения публичной информации.

С данными осуществлена предобработка: удалено 4 явных дубликата. По результатам анализа гистограммы целевого признака (величины капитализации компании) выявлены аномалии (рис. 2).

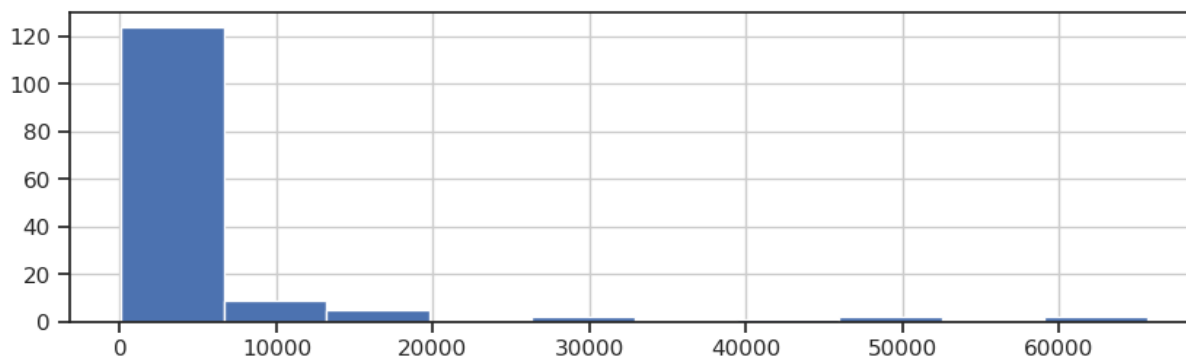


Рис. 2 – Гистограмма распределения капитализации компаний в выборке

Источник: разработано автором в Python по данным Finance Marker

Для обработки аномалий использован метод ближайших соседей KNN (k-nearest neighbors) [15].

Гистограмма очищенного от аномальных значений набора данных представлена на рис. 3.

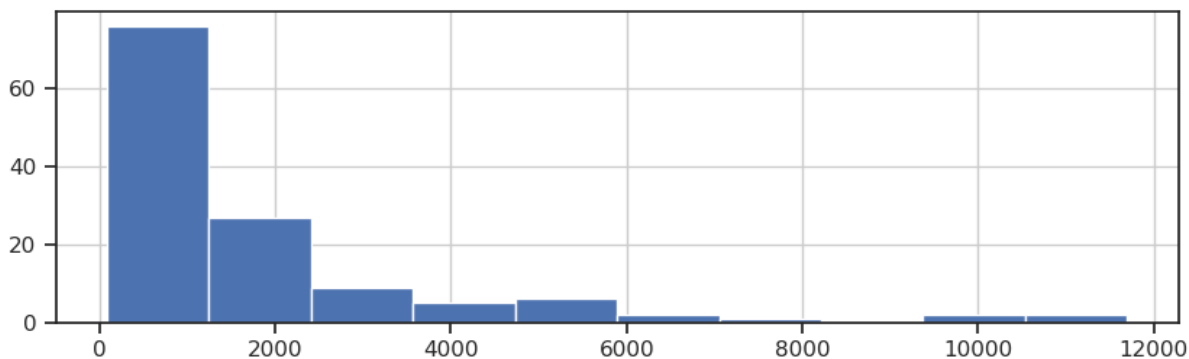


Рис. 3 – Очищенное от аномальных значений распределение целевой переменной
Источник: разработано автором в Python

Так как многие показатели являются категориальными, для изучения мультиколлинеарности признаков применялся коэффициент Фай-Крамера (Phi-Kramer [16]). Коэффициент Фай-Крамера является мерой силы связи между двумя категориальными переменными. Он является расширением коэффициента хи-квадрат для контроля влияния размера выборки и числа категорий.

Коэффициент Фай-Крамера вычисляется по следующей формуле:

$$\text{Фай-Крамер} = \sqrt{\chi^2 / (n * (\min(k1, k2) - 1))}$$

где χ^2 - значение статистики хи-квадрат, n - общее число наблюдений, k1 и k2 - число категорий в каждой переменной.

Значение коэффициента Фай-Крамера может варьироваться от 0 до 1. Значение 0 указывает на отсутствие связи между переменными, а значение 1 указывает на полную зависимость.

После удаления взаимосвязанных, осталось девять переменных, которые представлены в матрице корреляции (рис. 4).

С учетом того, что целевая переменная — это количественная непрерывная переменная, т.е. будет решаться регрессии, то для оценки качества модели будет использоваться метрика средней абсолютной ошибки (MAE - Mean Absolute

Error).

По выбранным переменным в программной среде Python были обучены несколько моделей, наименьшая ошибка у модели линейной регрессии и у метода ближайших соседей:

1. Дерево регрессии - DecisionTreeRegressor (MAE – 1290).
2. Модель случайного леса – RandomForestRegressor (MAE - 1821)
3. Линейная регрессия – LinearRegression (MAE - 1155)
4. Метод ближайших соседей - K-Nearest neighbors (MAE - 1190).

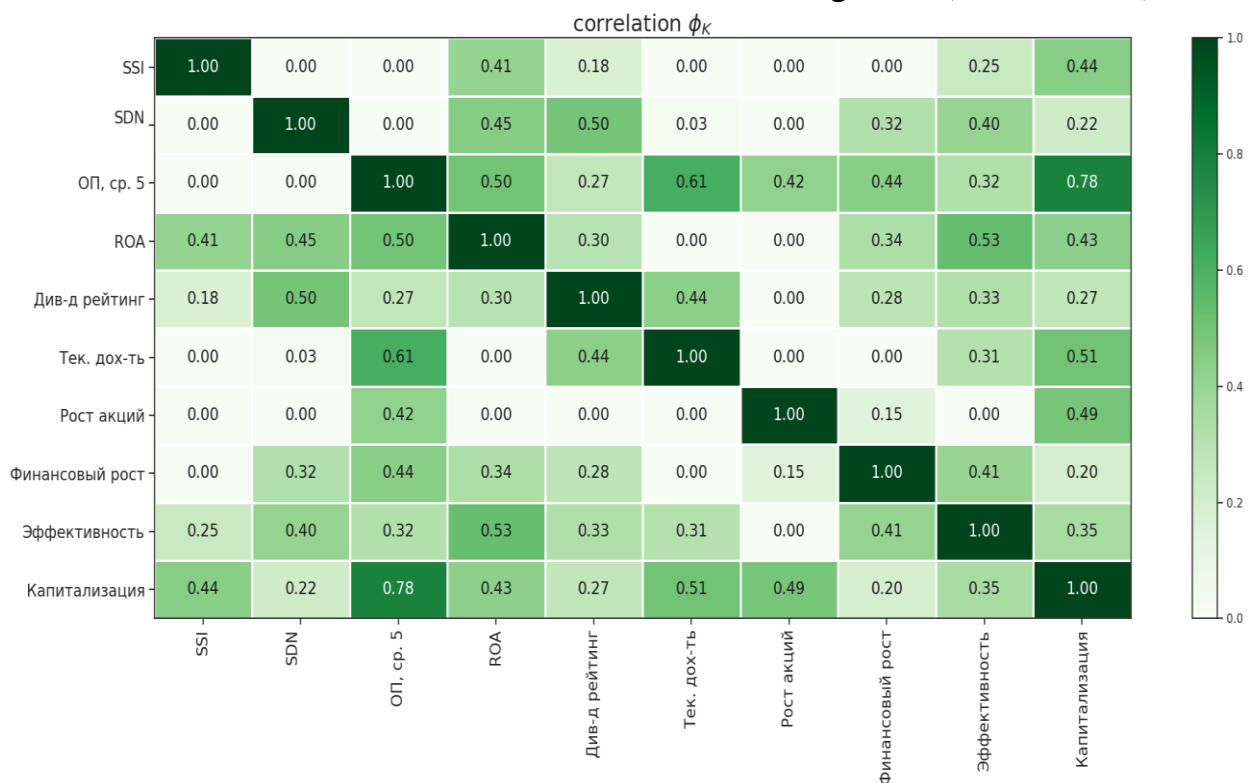


Рис. 4 – Переменные и их взаимосвязь

Источник: разработано автором в Python

Пример кода, при обучении модели методом ближайших соседей (рис. 5).

```
knn = KNeighborsRegressor(n_neighbors=3)
knn.fit(x_train, y_train)

y_pred = knn.predict(x_valid)

mae = mean_absolute_error(y_valid, y_pred)
print('Mean Absolute Error:', mae)
```

Рис. 5 – Построение модели методом ближайших соседей

Источник: разработано автором в Python

На первый взгляд, наименьшая ошибка у модели линейной регрессии. Однако дополнительная проверка статистической значимости модели линейной регрессии не подтверждает ее качество:

- значение R-квадрат модели равен 0,50. Это означает, что модель объясняет примерно 50% дисперсии зависимой переменной. Скорректированный R-квадрат (Adjusted R-squared) равен 0.47;

- анализ остатков от предсказанных значений указывает на гетероскедастичность модели.

Таким образом, лучшей моделью по наименьшей ошибке на валидационной выборке принята модель ближайших соседей. «Метод ближайших соседей» на тестовой выборке показывает ошибку в размере 624 млн долларов, что является лучшим результатом по сравнению с моделями «Дерево решений» и «Случайный лес».

График значимость каждого предиктора в модели представлен на рис. 6.

В модели формирования капитализации российских публичных компаний самым значимым является рентабельность активов (0,42), текущая доходность (0,21), средняя операционная прибыль за 5 лет (0,18), дивидендный рейтинг (0,05), факт наличия компании в списке SSI (0,049), рост акций (0,03), финансовый рост (0,02), эффективность (0,01), факт наличия компании в санкционном списке SDN (0,004).

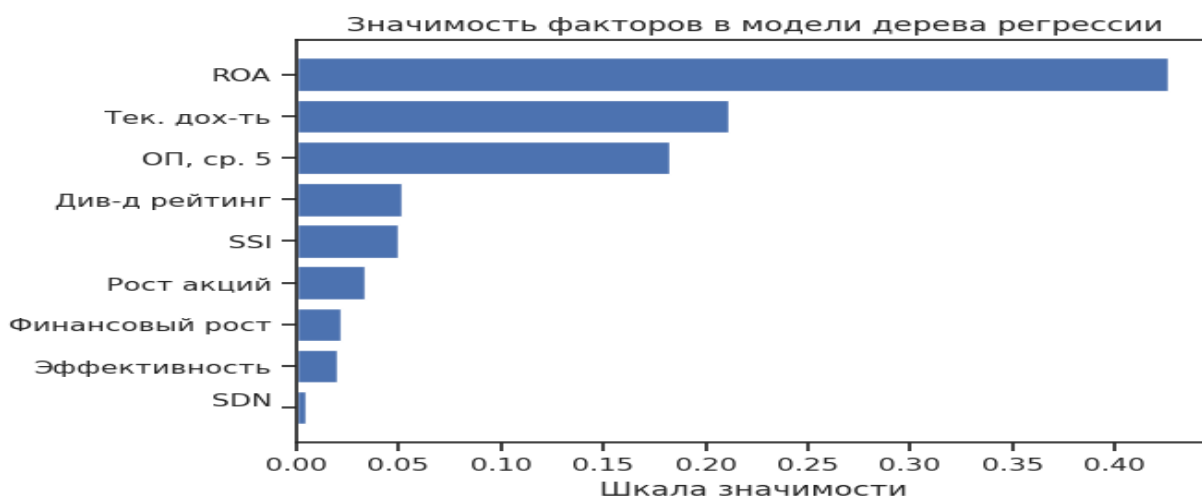


Рис. 6 – Значимость факторов в модели дерева регрессии

Источник: разработано автором в Python

Разработанная модель может быть полезным инструментом для индикативной оценки рыночной капитализации российских публичных компаний с учетом санкционных ограничений. Ошибка модели может быть достаточно большой величиной для компаний с малой капитализацией, что обуславливает дальнейшие исследования в этой области (в части расширения исследуемой выборки компаний).

Библиографический список:

1. Усков В.В. Оценка влияния рисков внешнеэкономической деятельности в условиях санкций и пандемии Covid-19 / В.В. Усков, М.Г. Кекутия // Экономика: вчера, сегодня, завтра. – 2022. – Т. 12, № 9-1. – С. 680-690. – DOI 10.34670/AR.2022.73.65.004. – EDN SICPXU

2. Акинфиев, В.К. Санкции и моделирование финансовой устойчивости компаний / В. К. Акинфиев // Управление большими системами: сборник трудов. – 2022. – № 97. – С. 29-57. – DOI 10.25728/ubs.2022.97.2. – EDN RBBZBM

3. Трещевский, Ю.И. Анализ и прогнозирование влияния экономических санкций на российскую экономику в краткосрочном периоде - экономико-статистический и экспертный подходы / Ю.И. Трещевский, А.Ю. Кособуцкая, Ф.К. Макетче // Теоретическая экономика. – 2022. – № 10(94). – С. 132-147. – DOI 10.52957/22213260_2022_10_132. – EDN DZIKNF.

4. Ананьев Б., Серджи Б.С. и Ваславский Ю. (2018), «Влияние международных санкций на устойчивое развитие России», Серджи Б.С. (ред.) Исследование будущего экономики и рынков России, Emerald Publishing Limited, Бингли, стр. 201-218. <https://doi.org/10.1108/978-1-78769-397-520181011>

5. Belikov, E.O. Economic sanctions and their dual impact on Russia's economy / E.O. Belikov // Innovation & Investment. – 2023. – № 3. – P. 28-31. – EDN NKGNNH.

6. Борисевич, А.С. Влияние санкций на экономику Российской Федерации / А.С. Борисевич, А.А. Абалакин // Инновационная наука. – 2015. – Т. 1, № 4-1. – С. 23-25. – EDN TRQLFV.

7. Широ́в, А.А. Оценка потенциального влияния санкций на экономическое развитие России и ЕС / А.А. Широ́в, А.А. Янтовский, В.В. Потапенко // Проблемы прогнозирования. – 2015. – № 4(151). – С. 3-16. – EDN VKCFXD.

8. Токаев, Н. Х. Развитие экономики России в условиях внешних санкций: структурные изменения, стимулирование производственно-экономической модели, реализуемость мер финансовой защиты / Н.Х. Токаев, Т.И. Токаева // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2022. – Т. 1, № 5(125). – С. 103-110. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2022.05.01.013. – EDN JJNZJ.

9. Индекс Мосбиржи: полный обзор. URL: <https://investprofit.info/imdex/#:~:text=%D0%98%D0%BD%D0%B4%D0%B5%D0%BA%D1%81%20%D0%9C%D0%BE%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B2%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B9%20%D0%B1%D0%B8%D1%80%D0%B6%D0%B8%2C%20%D0%BA%D0%B0%D0%BA%20%D0%B8,%D1%80%D0%B0%D1%81%D0%BF%D1%80%D0%B5%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BD%D1%8B%20%D0%BF%D0%BE%20%D0%BE%D1%81%D0%BD%D0%BE%D0%B2%D0%BD%D1%8B%D0%BC%20%D1%81%D0%B5%D0%BA%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B0%D0%BC%20%D1%8D%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D0%B8%D0%BA%D0%B8> (дата обращения: 24.08.2023)

10. Информационно-аналитический портал Cbonds. URL: <https://cbonds.ru/indexes/MICEXINDEXCF/> (дата обращения: 25.08.2023)

11. Смелков, К.А. Оценка стоимости бизнеса: современные подходы и технологии / К.А. Смелков // Наука и бизнес: пути развития. – 2023. – № 4(142). – С. 163-166. – EDN WNSIQU.

12. Помулев, А.А. Искусственный интеллект как объект стоимостной оценки / А.А. Помулев // Имущественные отношения в Российской Федерации. – 2022. – № 6(249). – С. 42-56. – DOI 10.24412/2072-4098-2022-6249-42-56. – EDN MZGKYA.

13. Коклев, П.С. Оценка стоимости компании с использованием методов

машинного обучения / П. С. Коклев // Финансы: теория и практика. – 2022. – Т. 26, № 5. – С. 132-148. – DOI 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148. – EDN ALHXXW.

14. Скринер акций РФ и США Finance Marker. – URL: <https://financemarket.ru/stocks/?exchange=MOEX> (дата обращения: 30.06.2023)

15. Крис, Э. Машинное обучение с использованием Python. Сборник рецептов. - Петербург: БХВ, 2022. – 384 с. – ISBN 978-5-9775-4056-8. – Текст: электронный. – DOI отсутствует. – URL: <https://ibooks.ru/bookshelf/366635/reading> (дата обращения: 06.08.2023).

16. Портал для машинного обучения ML Wiki URL: http://mlwiki.org/index.php/Cramer%27s_Coefficient Дата обращения: 30.06.2023

References:

1. Uskov V.V. Assessment of the impact of risks of foreign economic activity in the context of sanctions and the Covid-19 pandemic / V.V. Uskov, M.G. Kekutia // Economics: yesterday, today, tomorrow. – 2022. – Т. 12, – № 9-1. – S. 680-690. – DOI 10.34670/AR.2022.73.65.004. – EDN SICPXU

2. Akinfiev, V.K. Sanctions and modeling of the financial stability of companies / VK Akinfiev // Management of large systems: a collection of works. – 2022. – № 97. – P. 29-57. – DOI 10.25728/ubs.2022.97.2. – EDN RBBZBM

3. Treshchevsky, Yu.I. Analysis and forecasting of the impact of economic sanctions on the Russian economy in the short term - economic-statistical and expert approaches / Yu.I. Treshchevsky, A.Yu. Kosobutskaya, F.K. Maketche // Theoretical Economics. – 2022. – № 10(94). – S. 132-147. – DOI 10.52957/22213260_2022_10_132. – EDN DZIKNF.

4. Ananiev B., Serdzhii B.S. and Vaslavsky Y. (2018), «The Impact of International Sanctions on the Sustainable Development of Russia», Sergii B.S. (ed.) Exploring the Future of the Russian Economy and Markets, Emerald Publishing Limited, Bingley, pp. 201-218. <https://doi.org/10.1108/978-1-78769-397-520181011>

5. Belikov, E.O. Economic sanctions and their dual impact on Russia's economy

/ E.O. Belikov // Innovation & Investment. – 2023. – № 3. – P. 28-31. – EDN NKGNNH.

6. Borisevich, A.S. The impact of sanctions on the economy of the Russian Federation / A.S. Borisevich, A.A. Abalakin // Innovative science. – 2015. – V. 1, № 4-1. – S. 23-25. – EDN TRQLFV.

7. Shirov, A.A. Assessment of the potential impact of sanctions on the economic development of Russia and the EU / A.A. Shirov, A.A. Yantovsky, V.V. Potapenko // Problems of Forecasting. – 2015. – № 4 (151). – P. 3-16. – EDN VKCFXD.

8. Tokaev, N.Kh. Development of the Russian economy under external sanctions: structural changes, stimulation of the production and economic model, feasibility of measures of financial protection / N.Kh. Tokaev, T.I. Tokaeva // Economics and management: problems, solutions. – 2022. – V. 1, № 5 (125). – S. 103-110. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2022.05.01.013. – EDN JJNZJZ.

9. Moscow Exchange Index: a complete review. URL: <https://investprofit.info/imoex/#:~:text=%D0%98%D0%BD%D0%B4%D0%B5%D0%BA%D1%81%20%D0%9C%D0%BE%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B2%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B9%20%D0%B1%D0%B8%D1%80%D0%B6%D0%B8%2C%20%D0%BA%D0%B0%D0%BA%20%D0%B8,%D1%80%D0%B0%D1%81%D0%BF%D1%80%D0%B5%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BD%D1%8B%20%D0%BF%D0%BE%20%D0%BE%D1%81%D0%BD%D0%BE%D0%B2%D0%BD%D1%8B%D0%BC%20%D1%81%D0%B5%D0%BA%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B0%D0%BC%20%D1%8D%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D0%B8%D0%BA%D0%B8> (Accessed: 08/24/2023)

10. Information and analytical portal Cbonds. URL: <https://cbonds.ru/indexes/MICEXINDEXCF/> (date of access: 25.08.2023)

11. Smelkov, K.A. Business value assessment: modern approaches and technologies / K.A. Smelkov // Science and business: ways of development. – 2023. – № 4 (142). – S. 163-166. – EDN WNSIQU.

12. Pomulev, A.A. Artificial intelligence as an object of valuation / A.A. Pomulev // Property relations in the Russian Federation. – 2022. – № 6 (249). –

S. 42-56. – DOI 10.24412/2072-4098-2022-6249-42-56. – EDN MZGKYA.

13. Koklev, P.S. Estimating the value of a company using machine learning methods / P. S. Koklev // Finance: theory and practice. – 2022. – Т. 26, № 5. – С. 132-148. – DOI 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148. – EDN ALHXXW.

14. Screener of shares of the Russian Federation and the USA Finance Marker. – URL: <https://financemarket.ru/stocks/?exchange=MOEX> (date of access: 06/30/2023)

15. Chris, E. Machine Learning with Python. Collection of recipes. - Petersburg: BHV, 2022. – 384 p. – ISBN 978-5-9775-4056-8. – Text: electronic. – DOI missing. – URL: <https://ibooks.ru/bookshelf/366635/reading> (date of access: 08/06/2023).

16. Portal for machine learning ML Wiki URL: http://mlwiki.org/index.php/Cramer%27s_Coefficient Accessed: 06/30/2023