

DOI: <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.17.2.2023.5-26>

JEL classification: G20, G24, G32



Как инвесторам зарабатывать больше благодаря модели прогнозирования сделок слияния и поглощения?

Георгий Елизарьевведущий специалист, Департамент по работе с проблемными активами, Сбербанк, Москва, Россия, elizariyev@gmail.com, [ORCID](#)**Элла Фокина** ✉старший преподаватель, Школа финансов, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия, ehromova@hse.ru, [ORCID](#)

Аннотация

В данной статье раскрывается развитие инвестиционных стратегий, прогнозирование сделок слияния и поглощения с применением логистической модели для финансовых и нефинансовых показателей публичных компаний. Была использована случайная выборка из 1510 поглощенных и непоглощенных компаний из Германии, Великобритании, Франции, Швеции и России за 2000–2021 гг., чтобы построить логит-модель прогнозирования слияния и поглощения с высокой предсказательной способностью. Применение переменных взаимодействия значительно усиливает предсказательную силу модели и позволяет достичь до 70% корректных прогнозов вне выборки. В статье также проверена способность модели генерировать аномальную доходность с помощью событийного анализа с использованием данных о ценах акций за 2011–2021 гг. Мы показываем, что модель прогнозирования слияния и поглощения можно также использовать для получения аномальной доходности (в среднем до 49%) в портфеле поглощаемых компаний. Более того, обнаружены доказательства того, что сокращение неверно предсказанных прогнозов положительно воздействует на объем потенциальной аномальной доходности, полученной из-за дополнительной гибкости модели благодаря переменным взаимодействия. Теоретические и эмпирические результаты статьи помогут частным и институциональным инвесторам разработать инвестиционные стратегии. Существуют также косвенные признаки, подтверждающие практическую важность наличия эффективной модели прогнозирования сделок слияния и поглощения.

Ключевые слова: сделки слияния и поглощения, вероятность поглощения, логит-модель, переменные взаимодействия, событийный анализ, инвестиционные стратегии

Цитирование: Elizariyev G., Fokina E. (2023) M&A Prediction Model: Will Investors Benefit? *Journal of Corporate Finance Research*. 17(2): 5-26. <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.17.2.2023.5-26>

Введение

За последние 20 лет мировая экономика пострадала от нескольких кризисов, затронувших все отрасли. Инвестиционные возможности ухудшились и утратили часть привлекательности. Кроме того, многие инвесторы стали более осторожными и инвестируют неохотно из-за сложности прогнозирования будущих доходов. В такие времена неопределенности популярность приобретают нестандартные инвестиционные возможности, несмотря на связанные с ними риски. Однако существуют устойчивые области, где инвесторы могут достичь аномальной доходности. Одной из таких областей являются сделки слияния и поглощения, которые ощутимо не пострадали, даже учитывая то, что компании стали больше заботиться о снижении затрат, чем о росте. Статистика показывает, что около 30 000 сделок слияния и поглощения заключалось каждый год с 2000 по 2010 г., и 50 006 сделок на 3,4 трлн долл. – в 2019 г. Это означает рост на 60% менее чем за 10 лет. Когда в 2020 г. по мировым рынкам ударила пандемия COVID-19, показатели снизились только на 12%, составив 84 сделки на сумму, немного превышающую 5 млрд долл., что превосходит результат первого десятилетия согласно отчету PricewaterhouseCoopers. В 2021 г. было заключено более 63 000 сделок слияния и поглощения. Это произошло, потому что цели поглощающих компаний остались прежними, причем сами сделки слияния и поглощения приобрели большую привлекательность из-за более низкой стоимости инвестиционных возможностей.

В сфере сделок слияния и поглощения согласованность не ограничивается статистикой. Существует закономерность, выраженная в ключевом принципе таких сделок, под названием «положительная синергия». Положительная синергия является одним из основных стимулов сделок слияния и поглощения. Она также побуждает поглощающую сторону заплатить больше за предприятие, чем сумма его оценки, что наблюдается на премиях, выплачиваемых действующим акционерам поглощаемой компании. Это дает инвесторам возможность стать акционерами до поглощения, чтобы получить данные премии. Средний размер премии варьируется от 10 до 50% в зависимости от отрасли с 90%-й вероятностью, что такую премию выплатят. С другой стороны, информация о любой сделке слияния и поглощения строго конфиденциальна, и трудно сказать, будет ли компания поглощена, без более глубокого анализа общедоступной информации, потому что торговля закрытой информацией в основном запрещена. В то же время можно попытаться создать точную модель прогнозирования слияния и поглощения, которую может использовать управляющая или консультационная организация, чтобы напрямую создавать инвестиционные возможности, или предприятие – чтобы иметь косвенный инструмент, повышающий его конкурентоспособность и обеспечивающий более эффективный рост.

В настоящей статье мы используем общедоступные финансовые и нефинансовые показатели публичных компаний для разработки модели прогнозирования слияния и поглощения, которую можно использовать, чтобы максимизировать кумулятивную аномальную доходность и разработать эффективные инвестиционные стратегии. Новизна данной статьи заключается в ее подходе к усилению значения модели прогнозирования слияния и поглощения, включая в нее переменные взаимодействия, обеспечивая ее большую гибкость и приспособляемость к различным экономическим

ситуациям. Вместе с тем мы предлагаем лучший способ использования эффективно прогнозируемых поглощений, чтобы получить высокую положительную аномальную доходность путем применения метода составления эффективного портфеля на основании спрогнозированной вероятности, который может служить как для генерирования прибыли, так и для хеджирования.

В статье в первом разделе описаны предпосылки исследования, во втором – кратко изложены предыдущие исследования в данной сфере, найденные в литературе. В третьем разделе приведены информация и методология обработки, используемая для построения модели прогнозирования слияния и поглощения и анализа аномальной доходности. В четвертом разделе представлены модель, результаты тестов на предсказательную способность и выводы об эффективности модели. В пятом разделе отслеживается способность различных факторов генерировать аномальную доходность для отдельно поглощенных компаний и портфелей компаний, в шестом – приведен обзор потенциальных инвестиционных стратегий, в седьмом – обобщаются выводы статьи.

Обзор литературы

Подходы к прогнозированию и моделированию сделок слияния и поглощения

Для прогнозирования сделок слияния и поглощения применяется несколько основных методологий. Среди них мультидискриминантный анализ для понимания факторов для разграничения поглощаемых компаний (М.А. Симкович и Р.Дж. Монро [1], Д.Л. Стивенс [2], П. Барнс [3]), пробит-модели для определения характеристик поглощаемых компаний (Р.С. Харрис, Дж.Ф. Стюарт, Д.К. Гилки и У.Т. Карлтон [4]) и логит-модели (Дж.К. Дитрих и Е. Соренсен [5], Дж.А. Олсон [6], А. Де Джонг и П.Т. Флаерс [7], Г. Мегуар и М. Ибрагим [8], К.Дж. Палепу [9]). В отличие от пробит-модели логистический анализ можно применять, чтобы определить характеристики, но также чтобы сделать выводы о вероятности событий. Однако К.Дж. Палепу [9] критиковал методологию, использованную в предыдущих эмпирических исследованиях для прогнозирования поглощения компаний, и сделал вывод, что такие прогнозы не сбываются (особенно для поиска инвестиционных возможностей). После такой критики количество эмпирических исследований резко сократилось. Работа К.Дж. Палепу разделила всю область исследований на «до» и «после». Он совершил прорыв, предложив усовершенствованную теоретическую концепцию измерения вероятности поглощения и описав шесть гипотез [9, с. 11–12] прогнозирования поглощения компаний и три основные методологические ошибки [9, с. 3]. Согласно К.Дж. Палепу компании следует классифицировать по вероятности поглощения и сравнивать по их предельным значениям, которые необходимо определять одинаковым образом для всех компаний в списке. Компания выше предельного уровня выступает компанией-мишенью. В противном случае она не является компанией-мишенью. К.Дж. Палепу определил вероятность достижения предельного значения как пересечение плотности распределения вероятностей компаний-мишеней и компаний-немишеней [9, с. 14–15]. Он использовал предварительно заданные переменные, в то время как другие исследователи сосредоточили внимание на статистически значимых переменных.

Б.У. Амброс и У.Л. Меггинсон [10] считали долю материальных активов значимой. Они проверили важность структурирования активов, участия в акционерном капитале и применения стратегии противодействия поглощению. Институциональное владение акциями оказалось единственным фактором, существенно влияющим на реальные данные. Фактор долгового рычага также был признан существенным [11], что было связано с низкими коэффициентами ликвидности поглощаемых компаний [12]. Исследование кратковременных факторов 2009 г., проведенное Дж. Браром, Д. Гиамурдисом и М. Лиодакисом [12], дало значительные новые результаты. Оказалось, что коэффициент объема торговли к рыночной капитализации и факторы ценового момента существенны в краткосрочной перспективе и несущественны в долгосрочной. Каждая из 13 гипотез, сформулированных к 2009 г., устанавливает от 1 до 17 факторов, существенных для прогнозирования поглощения.

Более широкая перспектива применения моделей прогнозирования сделок слияния и поглощения

После 2009 г. значительных исследований прогнозирования поглощения было очень мало. Однако они внесли свой вклад в эту область, сконцентрировавшись на потенциальных способах применения моделей прогнозирования слияния и поглощения и проведении анализа всех тем. К. Бханот, С. Манси и Дж.К. Уальд [13] изучали, каким образом связаны котировки акций и прибыль и можно ли их использовать для оценки рисков поглощения. М.М. Корнетт, Б. Таньери и Г. Техраниан [14] использовали риски поглощения компаний-мишеней, чтобы измерить ожидания рынка. Их результаты показали, что ожидания рынка коррелируют с прибыльностью компаний-мишеней и поглощающих компаний.

Дж. Данболт, А. Сиганос и А. Туньи [15] заявили, что существует возможность создать прибыльный инвестиционный портфель с предсказанными компаниями-мишенями. Они показали, что такой портфель можно использовать для получения аномальной прибыли. Однако для обеспечения верности модели данные должны быть достаточно достоверными. Необходима аккуратная работа с данными, в противном случае прибыльность портфеля может оказаться размытой из-за таких ошибок, как неточно предсказанные компании-мишени, несвоевременный выбор компании-мишени и невозможность отличить потенциальные компании-мишени от фирм-банкротов. Последнюю проблему выявили и описали Р. Пауэлл и А. Йосон [16] в 2007 г. Однако такие проблемы можно полностью или частично устранить при помощи надлежащей процедуры сортировки в процессе сбора данных, чтобы увеличить прибыльность портфеля. В другом недавнем исследовании А.А. Туньи [17] предлагается пересмотреть результаты К.Дж. Палепу [9], поскольку в его гипотезе отсутствуют стратегическое обоснование и обзор факторов, выступающих как стимул к поглощению. Он также призывает совершенствовать существующие модели, протестировав их по временным периодам, регионам и контексту. Этот вид исследования был проведен А.А. Туньи и С.Дж. Нтимом [18] по африканскому региону.

Постановка вопросов исследования

Обзор литературы позволил нам сформулировать два основных вопроса исследования:

- 1) Можно ли усилить предсказательную способность модели слияния и поглощения при помощи применения переменных взаимодействия?
- 2) Можно ли использовать модель слияния и поглощения для разработки эффективной стратегии управления инвестиционным портфелем?

Таким образом, наша статья разделена на две части: построение модели прогнозирования слияния и поглощения (Модель 1) и оценка портфеля аномальной доходности (Модель 2) на ее основе.

Модель 1: модель прогнозирования сделок слияния и поглощения

Переменные и описание данных (Модель 1)

Чтобы ответить на первый вопрос исследования, построим модель вероятности поглощения и проанализируем основные факторы влияния. Изначально К.Дж. Палепу [9] представил четыре основных фактора влияния на вероятность поглощения, а два дополнительных фактора позднее предложили другие авторы, чтобы точнее оценить эффективность деятельности компании и сделать более качественные прогнозы поглощения. Выбор переменных был основан на статистической значимости, выявленной в работах [9; 11; 12], а также на наличии общедоступной информации, которая позволяла составить более качественную выборку для эмпирического анализа.

Поэтому в нашей модели используются шесть основных факторов (с несколькими переменными, выбранными в рамках каждого фактора):

- 1) **Фактор размера:** размер компании отрицательно коррелирует с вероятностью поглощения, т.е. чем больше фирма, тем меньше вероятность ее поглощения.
 - *Стоимость предприятия* – метрика, альтернативная рыночной капитализации – сумма рыночной капитализации и рыночной стоимости чистой задолженности.
 - *Общие активы* – балансовая стоимость в миллионах долларов США всех активов компании, приведенных в отчете о финансовом состоянии, за год до поглощения.
- 2) **Фактор недооценки:** коэффициент P/E [19] и коэффициент EV/B [20] отрицательно коррелируют с вероятностью поглощения, т.е. чем выше коэффициент EV/B и P/E компании, тем меньше вероятность ее поглощения.
 - *Коэффициент EV/B* – отношение стоимости предприятия к его бухгалтерской стоимости.
 - *Коэффициент P/E* – отношение рыночной капитализации к чистой прибыли.
- 3) **Фактор долгового рычага:** компания, берущая капитал в долг для ускорения расширения, с меньшей вероятностью будет поглощена, поскольку ее финансовая привлекательность для поглощающих компаний снижается.
 - *Отношение задолженности (долга) к собственному капиталу* – отношение балансовой стоимости долга компании к собственному капиталу.

- 4) **Фактор ликвидности:** если размер ликвидных активов компании больше, вероятность ее поглощения меньше. Это признано существенным на 1%-м уровне значимости Дж. Браром, Д. Гиамуридисом и М. Лиодакисом [12].
- *Коэффициент текущей ликвидности* – отношение оборотных активов к краткосрочным пассивам.
- 5) **Фактор неэффективности менеджмента:** если менеджмент становится менее эффективным и показывает плохие результаты, вероятность поглощения компании растет из-за вероятности применения управленческой синергии для создания дополнительной стоимости. Эти факторы используются в работах наиболее широко.
- *Рентабельность собственного капитала (ROE)* – отношение чистой прибыли к собственному капиталу.
 - *Маржа по EBITDA* – отношение прибыли до вычета процентов, налогов, износа и амортизации к общим продажам, разделенным на чистые продажи.
 - *Рост продаж* – отношение общих продаж компании в текущем году к общим продажам в предыдущем году.
- 6) **Фактор рассогласования роста и ресурсов:** если направление роста компании не соответствует ее ресурсам, такая компания рискует стать мишенью и подвергнуться поглощению в будущем, т.е. если у компании много ресурсов, при этом растет она медленнее, чем позволяют ресурсы, или, наоборот, она может подвергнуться поглощению.
- *Ресурс роста* берется как дамми переменная со значением 0 и 1. Дамми переменная *ресурса роста* равна 1, если наблюдаемое значение *коэффициента EV/B* и *роста продаж* выше среднего значения для этих переменных, а *коэффициент текущей ликвидности* ниже своего соответствующего среднего значения.

Информация по ожидаемым признакам, критериям отбора и источникам информации по перечисленным переменным представлена в *Приложении 1*.

Для создания и тестирования модели прогнозирования слияния и поглощения мы использовали две основных

выборки поглощенных и непоглощенных компаний. Изначально общедоступную финансовую и нефинансовую информацию по 23 404 поглощенным и 66 400 непоглощенным компаниям, зарегистрированным в Германии, Великобритании, Франции, Швеции и России, за 2000–2021 гг. взяли в базах данных Bloomberg Terminal и Thomson Reuters Eikon соответственно. Страны выбраны на основании активности в области слияний и поглощений, например, Россия на тот момент имела самый высокий уровень сделок слияния и поглощения в Восточной Европе. Данные анализировали на смещение выбора, а контроль примеров из Великобритании введен в модель во избежание асимметрии информации. Затем отобрали данные, исключив из выборки наблюдения с неполной информацией и сократив количество выбросов, чтобы повысить точность процесса подбора модели. Наконец, в выборку вошло 538 поглощенных и 972 непоглощенные компании.

Отфильтрованные данные временно разделили на две подвыборки: обучающая подвыборка (497 поглощенных и 800 непоглощенных компаний, 2000–2019 гг.) и контрольная подвыборка (41 поглощенная и 172 непоглощенные компании, 2020–2021 гг.). Обучающую выборку использовали для подбора модели, а контрольную выборку – для тестирования. Для получения точной оценки необходимо было исключить любое возможное смещение во время тестирования предсказательной силы. Его также используют для тестирования способности модели предсказывать сделки слияния и поглощения в уникальных экономических условиях, таких как пандемия COVID-19, что принципиально важно для понимания пользы модели для потенциальных пользователей в реальной среде.

Кроме того, набор переменных проверили на мультиколлинеарность. Результаты показывают, что проблема мультиколлинеарности присутствует, если добавлена одновременно и переменная LNEV, и переменная LNTA. Поэтому для подбора модели можно использовать только одну из этих переменных. Окончательное решение о выборе переменной LNEV или LNTA должно быть обосновано результатами подбора модели. Тест на мультиколлинеарность переменной проведен в STATA при помощи инструмента *collin*. Другие тесты, такие как тест на гетероскедастичность, линейность, нормальность, автокорреляцию и т.д., не требуются для логистической регрессии, примененной в нашем исследовании (Рисунок 1).

Рисунок 1. Тесты на мультиколлинеарность для всего набора переменных и для набора переменных, исключая LNEV или LNTA, соответственно

```
. collin ROE DE PE EVB LNTA UKD GRD EBITDAM LNEV
(obs=1,600)
```

Collinearity Diagnostics				
Variable	VIF	SQRT VIF	Tolerance	R-Squared
ROE	1.17	1.08	0.8560	0.1440
DE	1.05	1.03	0.9505	0.0495
PE	1.11	1.05	0.9036	0.0964
EVB	2.26	1.50	0.4428	0.5572
LNTA	13.55	3.68	0.0738	0.9262
UKD	1.02	1.01	0.9768	0.0232
GRD	1.01	1.01	0.9892	0.0108
EBITDAM	1.10	1.05	0.9061	0.0939
LNEV	14.60	3.82	0.0685	0.9315
Mean VIF	4.10			

```
. collin ROE DE PE EVB UKD GRD EBITDAM LNEV
(obs=1,600)
```

Collinearity Diagnostics				
Variable	VIF	SQRT VIF	Tolerance	R-Squared
ROE	1.17	1.08	0.8565	0.1435
DE	1.02	1.01	0.9773	0.0227
PE	1.09	1.04	0.9189	0.0811
EVB	1.22	1.11	0.8184	0.1816
UKD	1.02	1.01	0.9776	0.0224
GRD	1.01	1.00	0.9947	0.0053
EBITDAM	1.10	1.05	0.9104	0.0896
LNEV	1.19	1.09	0.8433	0.1567
Mean VIF	1.10			

```
. collin ROE DE PE EVB LNTA UKD GRD EBITDAM
(obs=1,600)
```

Collinearity Diagnostics				
Variable	VIF	SQRT VIF	Tolerance	R-Squared
ROE	1.17	1.08	0.8560	0.1440
DE	1.04	1.02	0.9648	0.0352
PE	1.08	1.04	0.9243	0.0757
EVB	1.17	1.08	0.8528	0.1472
LNTA	1.10	1.05	0.9090	0.0910
UKD	1.02	1.01	0.9769	0.0231
GRD	1.01	1.00	0.9920	0.0080
EBITDAM	1.09	1.04	0.9166	0.0834
Mean VIF	1.09			

Источник: анализ авторов.

Более того, существует проблема несбалансированности классов, поскольку поглощенные компании составляют лишь 35,6% от выборки (38,3% от обучающей и 18% от кон-

трольной выборки). Использование SMOTE (метода увеличения числа примеров миноритарного класса) в Python ее частично устранило.

Рисунок 2. Распределение по странам подвыборок с увеличенным количеством примеров

Источник: анализ авторов.

Он увеличивает количество наблюдений среди примеров миноритарного класса до мажоритарного уровня при помощи созданных по образцу наблюдений без изменения характеристик выборки. SMOTE применили отдельно на подвыборках, чтобы сохранить влияние пандемии COVID-19 на сделки слияния и поглощения. В результате количество полученных наблюдений увеличилось до 800 в обучающей подвыборке и до 172 в контрольной подвыборке. Распределение по странам подвыборок с увеличенным количеством примеров представлено на Рисунке 2.

Рисунок 2 показывает, что существует большая доля компаний, зарегистрированных в Великобритании, которые могут создать смещение в сторону наблюдений в Великобритании. Поэтому во избежание смещения в модель включена контрольная бинарная переменная «Великобритания» (UK).

Описание методологии (Модель 1)

В данной работе мы использовали модель логистической регрессии. Для подбора модели выбрана оценка по методу максимального правдоподобия, поскольку она больше подходит логит-регрессии и лучше оценивает двоичные выходные данные по сравнению с другими классическими методами.

Модель многопараметрической логит-регрессии – это модифицированный вариант модели классической логистической регрессии, используемой для оценки вероятности:

$$P(y) = \frac{e^{\alpha + \beta x}}{1 + e^{\alpha + \beta x}},$$

где y – зависимая переменная;

α – свободный член;

β – коэффициент независимой переменной X .

Модифицированный вид:
$$P(z, t) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x(z, t)}},$$

где (z, t) – компания, поглощенная в период t .

Таблица 1. Описательная статистика основных переменных

Переменная	Поглощенные (среднее)	Непоглощенные (среднее)	Поглощенные (ст. отклон.)	Непоглощенные (ст. отклон.)
LNEV	5.47	7.62	1.70	1.90
LNTA	5.52	7.50	1.63	2.05
Коэффициент P/E	16.46	38.32	32.18	50.33
Коэффициент EV/B	2.63	3.84	2.27	3.51
Задолженность (долг) к собственному капиталу	35.42	48.74	26.19	41.88

Логит-модель усилена существенными двойными категориально непрерывными переменными взаимодействия. Переменная взаимодействия не требует никакой дополнительной информации, поскольку применяет существующие переменные, уже использованные для сбора дополнительных переменных взаимодействия. Она усиливает гибкость и адаптируемость модели к новым данным, не создавая угрозу мультиколлинеарности. Логит-модель с переменными взаимодействия имеет следующий общий вид:

$$\log(y) = a + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n + a_{n+1} X_1 X_2 + \dots + a_{n+k} X_n X_{n-1},$$

где n – количество основных эффектов;

k – количество взаимодействий;

a_0, \dots, a_{n+k} – коэффициенты наклона;

X_1, \dots, X_n – основные переменные;

$X_2, \dots, X_n X_{n-1}$ – эффекты взаимодействия.

В построенную модель включено 10 основных переменных: LN (стоимость предприятия), LN (общие активы), отношение рыночной капитализации к чистой прибыли, отношение стоимости предприятия к его бухгалтерской стоимости, отношение задолженности (долга) к собственному капиталу, коэффициент текущей ликвидности, рентабельность собственного капитала, маржа по EBITDA, рост продаж и фактор рассогласования роста и ресурсов (последняя для компаний со слишком высокими или слишком низкими результатами по сравнению с остальной выборкой).

Кроме того, для оценки модели введена AC в качестве бинарной зависимой переменной со значением 0 для непоглощенных компаний и 1 – для поглощенных компаний. Вместе с тем введена независимая бинарная переменная UK для контроля компаний из Великобритании из-за того, что эти компании составляют основную часть выборки (33%). Все эти переменные используются для разработки модели в четвертом разделе. Описательная статистика переменных приведена в Таблице 1.

Переменная	Поглощенные (среднее)	Непоглощенные (среднее)	Поглощенные (ст. отклон.)	Непоглощенные (ст. отклон.)
Коэффициент текущей ликвидности	1.83	1.79	1.56	1.34
ROE	7.93	15.08	27.17	16.13
Маржа по EBITDA	14.27	22.48	51.22	17.78
Рост продаж	23.00	19.95	156.03	50.03
Рассогласование роста и ресурсов	0.25	0.22	0.43	0.42

Источник: анализ авторов.

Результаты моделирования (Модель 1)

В данном разделе мы разрабатываем логит-модель взаимодействия и используем ее на обучающей подвыборке, чтобы достичь цели нашей работы. Все переменные и потенциально значимые переменные взаимодействия, описанные выше, включены в модель. Чтобы усилить эффективность модели, применена пошаговая процедура обратного исключения для удаления незначимых основных переменных и переменных взаимодействия. В результате получено четыре модели многопараметрической логит-регрессии с переменными взаимодействия. Модели взаимодействия 1 и 2 используются, чтобы понять: LNEV или LNTA с соответствующими переменными взаимодействия дает лучший результат. Затем построены модели взаимодействия 3 и 4, чтобы максимизировать эффективность модели. Регрессионный анализ проведен в STATA, его результаты приведены в Таблице 2.

Модели взаимодействия 1 и 2 показывают, что независимая переменная LNEV со своими переменными взаимодей-

действия улучшает эффективность модели для показателей псевдо R2, AIC (информационный критерий Акайке) и BIC (информационный критерий Бейеса), что дает основание выбрать LNEV, а не LNTA, для дальнейшего подбора модели. Далее Модель взаимодействия 3 не включает переменную EVB с ее переменными взаимодействия, которые очень незначительны. Она показывает лучший результат для BIC, и такой же – для AIC, а также снижение псевдо R2 из-за сокращения количества регрессоров. Последней стала Модель взаимодействия 4, которую улучшили, исключив незначительные переменные взаимодействия, благодаря чему основные переменные ROE и GRD приобрели значимость, а показатели AIC и BIC снизились до 1557 и 1612 соответственно. Это лучший результат по сравнению с другими возможными моделями взаимодействия для данного набора факторов. Псевдо R2 снова немного снижается из-за сокращения количества регрессоров, тем не менее его можно считать удачным подбором. Показатели свидетельствуют о том, что модель обладает высокой предсказательной способностью.

Таблица 2. Процедура выбора логит модели взаимодействия с результатами

	Модель взаимодействия 1. Все переменные взаимодействия без LNTA	Модель взаимодействия 2. Все переменные взаимодействия без LNEV	Модель взаимодействия 3. EVB и переменные взаимодействия	Модель взаимодействия 4. Незначительные переменные взаимодействия
CONST	3.824*** (0.35)	3.454*** (0.33)	3.418*** (0.33)	3.515*** (0.31)
ROE	-0.006 (0.00)	-0.006 (0.00)	-0.007 (0.00)	-0.008* (0.00)
DE	-0.005 (0.00)	-0.006* (0.00)	-0.005* (0.00)	-0.006* (0.00)
PE	-0.016*** (0.00)	-0.015*** (0.00)	-0.016*** (0.00)	-0.019*** (0.00)
LNEV	-	-0.423*** (0.04)	-0.431*** (0.04)	-0.432*** (0.04)
EVB	-0.113*** (0.04)	-0.045 (0.04)	-	-
LNTA	-0.437*** (0.04)	-	-	-
GRD	0.972 (0.71)	1.066 (0.68)	1.074 (0.68)	0.922*** (0.27)
UKD	3.521*** (0.71)	3.788*** (0.69)	3.790*** (0.68)	3.497*** (0.65)

	Модель взаимодействия 1. Все переменные взаимодействия без LNTA	Модель взаимодействия 2. Все переменные взаимодействия без LNEV	Модель взаимодействия 3. EVB и переменные взаимодействия	Модель взаимодействия 4. Незначительные переменные взаимодействия
LNEV*UKD	–	–0.601*** (0.10)	–0.572*** (0.10)	–0.588*** (0.10)
PE*GRD	0.010* (0.00)	0.008 (0.00)	0.011* (0.00)	0.011** (0.00)
DE*GRD	–0.032*** (0.01)	–0.035*** (0.01)	–0.033*** (0.01)	–0.033*** (0.01)
DE*UKD	0.013* (0.01)	0.014** (0.00)	0.013** (0.00)	0.013** (0.00)
ROE*GRD	–0.000 (0.01)	0.002 (0.01)	0.005 (0.01)	–
PE*UKD	–0.018** (0.01)	–0.013** (0.01)	–0.010 (0.01)	–
ROE*UKD	–0.015 (0.01)	–0.014 (0.01)	–0.009 (0.01)	–
EVB*GRD	0.123* (0.06)	0.136* (0.06)	–	–
EVB*UKD	0.010 (0.06)	0.100 (0.06)	–	–
LNTA*UKD	–0.505*** (0.10)	–	–	–
Количество наблюдений	1600	1600	1600	1600
Псевдо R2	0.3108	0.3139	0,3108	0,3081
AIC	1565	1558	1559	1557
BIC	1661	1655	1639	1612

* p<0.5; ** <0.01; *** p<0.001.

Источник: анализ авторов.

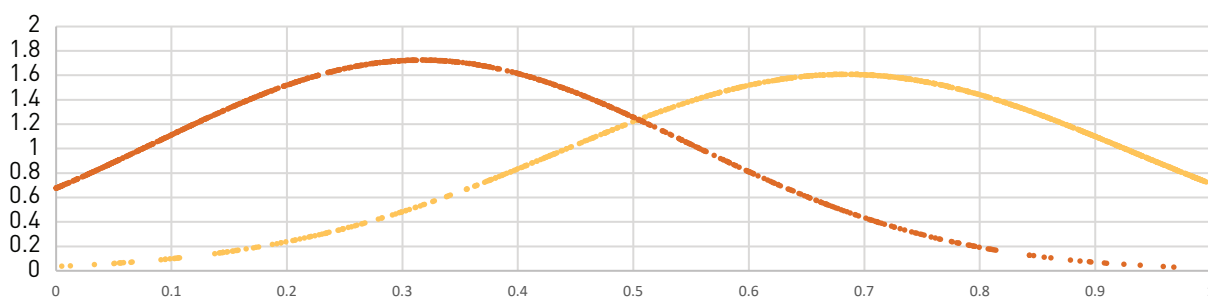
Тест на вневыборочную предсказательную способность

В данном разделе проведен дополнительный тест на предсказательную способность на контрольной подвыборке, чтобы понять, как Модель взаимодействия 4 работает для данных вне обучающей выборки. Данный тест также важен, поскольку контрольная выборка состоит из сделок, заключенных в период COVID-19, который уникальным образом повлиял на мировую экономику. Поэтому это также тест на приспособляемость и гибкость Модели взаимодействия 4.

Тест на предсказательную способность также известен как классификационный тест. Во-первых, наблюдения из контрольной выборки внесены в модель с коэффициентами, полученными во время подбора модели, чтобы рассчитать показатель модели и интерпретировать его с точки зрения вероятности поглощения. Затем вероятности упорядочены по убыванию и нормализованы для поглощенных и непоглощенных компаний отдельно, чтобы установить

плотность распределения вероятностей, пересечение которых взято как предельная вероятность, используемая как ориентир, чтобы определить, какие наблюдения прогнозируются как поглощаемые и непоглощаемые компании. Наконец, ожидаемые показатели сравниваются с реальными данными, чтобы рассчитать показательную способность в процентах для всей контрольной подвыборки и ее ограниченных вариантов для подробного анализа.

Теперь плотность распределения вероятностей устанавливается для предсказанных вероятностей каждой подвыборки в основной выборке (800 наблюдений для выборки поглощенных компаний и 800 наблюдений для выборки непоглощенных компаний). Пересечение наблюдается при 50.5%, что является предельной вероятностью для основной выборки. Поэтому все наблюдения в контрольной выборке с вероятностью выше 50.5% можно описать как ожидаемые мишени в объединенной контрольной выборке. На Рисунке 3 приведены полученные показатели плотности распределения вероятностей.

Рисунок 3. Плотность распределения вероятностей для вероятностей, предсказанных Моделью взаимодействия 4

Источник: анализ авторов.

Таблица 3. Результаты теста на предсказательную способность

Общая информация (Модель взаимодействия 4)			Предсказания поглощения			Предсказания непоглощения			Результаты
№	Описание выборки	Наблюдения	Погло- щенные компания	Ожида- ния	%	Непогло- щенные компания	Ожида- ния	%	Предсказательная способность
1	Контрольная выборка	344	172	112	65.12	172	135	78.49	71.80
2	Контрольная выборка 2021 г.	187	98	46	46.94	89	71	79.78	62.57
3	Контрольная выборка 2020 г.	157	74	66	89.19	83	64	77.11	82.80
5	Контрольная выборка по Великобритании	97	37	31	83.78	60	48	80.00	81.44
6	Контрольная выборка без Великобритании	247	135	81	60.00	112	87	77.68	68.02
			516	336	69.01	516	405	78.61	71.80

Источник: анализ автора.

Средняя предсказательная способность Модели взаимодействия 4 по объединенной выборке и четырем подвыборкам равна 71.80 и 70.64% соответственно, со средним процентным показателем правильных поглощений 69.01%. Самая низкая предсказательная способность наблюдается в 2021 г. из-за дополнительного экономического кризиса, вызванного длительной пандемией COVID-19, который повлиял на стратегии, связанные со сделками слияния и поглощения. В более ранних статьях предполагается, что точность результатов можно повысить при помощи более точных предельных значений подвыборок. Однако в этом нет необходимости в случае с моделью взаимодействия, поскольку благодаря переменным взаимодействия можно корректировать показатели оценки напрямую, обеспечивая большую точность результатов и облегчая использование анализа на практике. Поэтому Модель взаимодействия 4 обладает высокой предсказательной способностью для обеих подвыборок, и ее можно использовать для анализа аномальной доходности.

Модель 2: модель прогнозирования аномальной доходности портфеля

Чтобы ответить на второй вопрос исследования, мы протестировали переменные, используемые в модели, на эффек-

тивность при генерировании аномальной доходности. Мы анализируем влияние переменных, включенных в окончательный вариант модели прогнозирования по аномальной доходности акционеров поглощаемой компании, чтобы увидеть, каким образом вероятность поглощения связана с аномальной доходностью с учетом выбранного фактора. Наша задача – понять, можно ли гарантированно определить поглощаемые компании с самой высокой доходностью и вероятностью поглощения. Если результаты первого анализа будут положительными, мы составим портфель, который можно использовать для инвестиционных стратегий и анализа практической значимости.

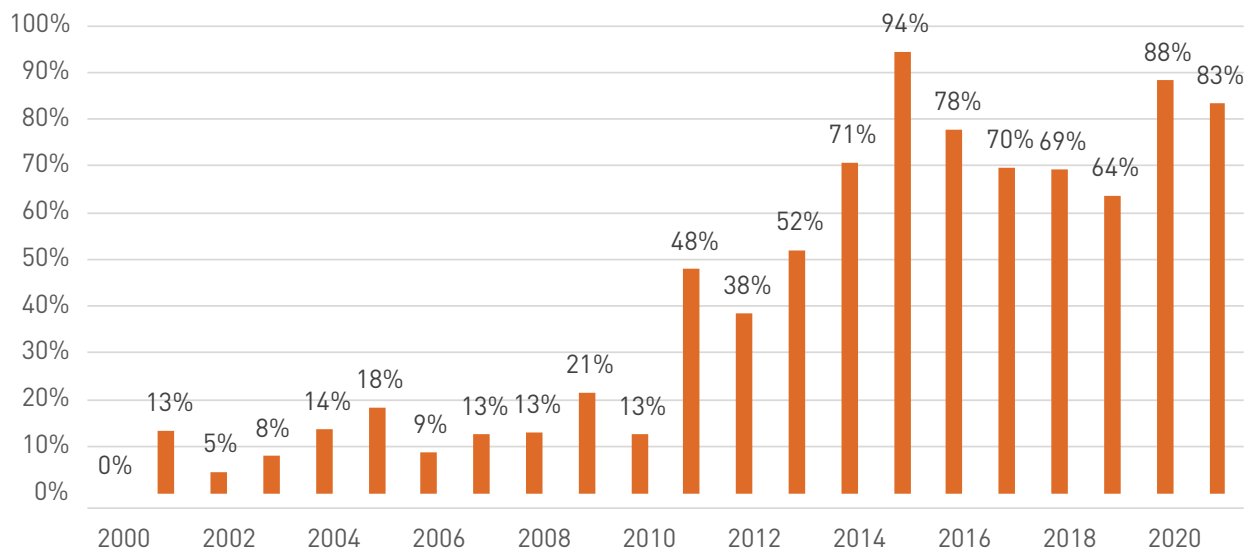
Описание данных (Модель 2)

Вторая, аналитическая часть данной статьи сосредоточена на анализе аномальной доходности с применением событийного анализа, основанного на поглощаемых компаниях до увеличения числа примеров на 538 наблюдениях. Дополнительная информация о доходе от акций за 250 торговых дней до даты поглощения и 50 торговых дней после нее собрана из открытых источников (Yahoo Finance, Google Finance, Investing.com и Euronext). В результате в анализе использовали 178 наблюдений из 538. Сокращение количества наблюдений можно объяснить

неполнотой данных по старым сделкам, поскольку компании, совершившие делистинг, освещены неполно: доступность данных очевидно зависит от даты объявления, даты делистинга и количества лет, прошедших с даты объявления о поглощении до даты исследования. Это

видно на Рисунке 4, где первая цифра показывает распределение наблюдений с доступными данными по годам, а последующая цифра отражает процент наблюдений, оставшихся в сравнении со всей подвыборкой поглощенных компаний.

Рисунок 4. Процентный показатель наблюдений с данными по цене акций в подвыборке поглощенных компаний



Источник: анализ автора.

Наблюдается снижение доступности данных в абсолютном выражении (19.4% наблюдений относятся к 2000–2010 гг.) и в процентном выражении – отношение оставшихся данных ко всей выборке менее 21% за 2000–2010 гг. Более того, данные по ожидаемой доходности собраны для измерения аномальной доходности. Индекс MSCI по странам (MSCI по Великобритании, MSCI по Франции, MSCI по Германии, MSCI по Швеции и MSCI по России) используется в качестве ориентира рыночной доходности для каждой поглощенной компании индивидуально на основании даты ее поглощения. Однако ежедневные данные индекса MSCI доступны только после 2008 г., что является еще одной причиной ограничить наблюдения годом поглощения. Поэтому у нас есть веская причина исключить наблюдения до 2011 г., в результате получаем всего 144 наблюдения.

Кроме того, у девяти наблюдений имеются данные только по окну событий от –20 до 20 торговых дней и одно наблюдение – от –10 до 10 торговых дней из-за быстрого делистинга после поглощения. Описательная статистика по остальным наблюдениям представлена в Приложении В. Таким образом, результаты берутся по двум различным группам с максимальным окном событий [–50, 50] и [–20, 20], в котором 134 и 143 наблюдения соответственно.

Описание методологии (Модель 2)

Чтобы достичь цели данного раздела, мы проводим анализ на основе концепции событийного анализа, который применяем, чтобы создать окна событий, в которые входит дата поглощения (устанавливаем $t = 0$), и чтобы получить по ним СААР (кумулятивную среднюю аномальную доходность). Период от –250 до –50 торговых дней используется в качестве окна оценки, а окна до [–50, 50] торговых дней – как окна событий. Они разделены во избежание влияния на рыночную модель доходности, имевшей место до объ-

явления. При этом в предыдущих эмпирических статьях по данной теме это влияние за два месяца до поглощения признано незначительным. В то время как длительность окна оценки не ограничена, и в предыдущих работах не предоставлено существенных доказательств, она обычно составляет от 120 до 239 дней.

AR (аномальная доходность), *AAR* (средняя аномальная доходность), *CAR* (кумулятивная аномальная доходность) и *СААР* (кумулятивная средняя аномальная доходность)

Во-первых, чтобы получить аномальную доходность рассчитывается фактическая и ожидаемая доходность. Фактическую доходность получаем при помощи собранных данных по ценам акций за каждый торговых день, разделив доход на доход за предыдущий торговый день. Ожидаемая доходность рассчитывается при помощи однофакторной рыночной модели следующим образом:

$$E(R_{it}) = a_i + b_i \cdot R_{mt} + e_{it}$$

где a_i – свободный член;

b_i – бета;

e_{it} – шок для определенной компании;

R_{mt} – рыночная доходность.

Информация о рыночной доходности собирается в виде ежедневного индекса MSCI для каждой страны. Значения свободного члена и бета получаем по каждой поглощенной компании и оцениваем при помощи свободного члена и функции наклона соответственно, в Excel, на основании фактической и рыночной доходности в рамках окна оценки.

Во-вторых, ежедневная аномальная доходность по каждой поглощенной компании рассчитывается при помощи фактической и ожидаемой доходности:

$$AR_{it} = R_{it} - E(R_{it}),$$

где R_{it} – фактическая доходность;

$E(R_{it})$ – ожидаемая доходность.

AR (фактическая доходность) затем используется для расчета AAR (средней аномальной доходности) специально по каждому торговому дню от –250 до 50 как сумма AR, которая имеет место в один торговый день по всем наблюдениям, разделенная на количество наблюдений. Более того, AAR определяется для всех подвыборок: только для Великобритании и без Великобритании. Далее CAR (кумулятивная аномальная доходность) рассчитывается как сумма AR по всем наблюдениям. Наконец, CAAR (кумулятивная средняя аномальная доходность) рассчитывается по каждому окну событий как сумма AAR по каждой отдельной группе и подвыборке.

t-тесты по CAAR

Полученные показатели CAAR тестируются на значимость при помощи t-теста. Чтобы провести его надлежащим образом, выдвинуты следующие гипотезы:

H0: $CAAR_i = 0$.

H1: $CAAR_i \neq 0$.

Затем можно рассчитать t-статистику:

$$t_{stat} = \frac{CAAR_i}{\sqrt{\text{var}(CAAR_i)}} = \frac{CAAR_i}{\sqrt{\text{var}\left(\sum AAR_i\right)}} = \frac{CAAR_i}{\sqrt{\text{var}\left(\frac{\sum AR_i}{N}\right)}} = \frac{N * CAAR_i}{\sqrt{\text{var}\left(\sum AR_i\right)}}$$

где N – длина окна событий.

Таблица 4. CAAR для различных групп данных и подвыборок с t-статистикой

Группа А (134 наблюдения)		Все (134 наблюдения)			Великобритания (36 наблюдений)			Без Великобритании (98 наблюдений)		
Окна	Дни	CAAR, %	Ст. откл.	t-тест	CAAR	Ст. откл.	t-тест	CAAR, %	Ст. откл.	t-тест
CAAR [-50 +50]	101	13.86	0.0025	282.07***	3.15	0.0054	43.26***	17.80	0.0026	353.25***
CAAR [-20 +20]	41	18.40	0.0025	151.99***	12.92	0.0054	71.92***	20.42	0.0026	164.51***
CAAR [-10 +10]	21	16.64	0.0025	70.38***	14.08	0.0054	40.17***	17.57	0.0026	72.52***
CAAR [-5 +5]	11	15.32	0.0025	33.95***	12.97	0.0054	19.38***	16.18	0.0026	34.98***
CAAR [-1 +1]	3	15.42	0.0025	9.32***	13.53	0.0054	5.51***	16.12	0.0026	9.50***
CAAR [-5 -1]	5	0.43	0.0025	0.44	1.58	0.0054	1.07	0.01	0.0026	0.01
CAAR [-10 -1]	10	1.91	0.0025	3.85***	3.14	0.0054	4.27***	1.46	0.0026	2.87***
CAAR [-20 -1]	20	3.31	0.0025	13.33***	2.05	0.0054	5.56***	3.77	0.0026	14.83***
CAAR [-50 -1]	50	2.25	0.0025	22.71***	0.42	0.0054	2.83***	2.93	0.0026	28.79***
CAAR [+1 +5]	5	3.88	0.0025	3.91***	-1.26	0.0054	-0.86	5.77	0.0026	5.67***

Наконец, полученную t-статистику сравниваем с критическими значениями t, равными 1.65, 1.96 и 2.58 для уровня достоверности 90, 95 и 99% соответственно. Если t_{stat} выше критического значения, возникает существенное статистическое показание, чтобы отвергнуть гипотезу.

Многочапараметрическая линейная регрессия

CAR используется для подбора модели стандартной многочапараметрической линейной регрессии, чтобы протестировать взаимосвязь между факторами, полученными для Модели взаимодействия 4 в четвертом разделе, и CAR, рассчитанную в данном разделе. МЛР имеет следующий вид:

$$y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n + u_i$$

где X_i – независимые переменные, полученные ранее;

y – CAR_i;

u_i – ненаблюдаемые факторы [21].

Результаты модели (Модель 2)

CAAR

В данном разделе анализируются окна событий от [-1, 1] до [-50, 50] торговых дней, чтобы получить и доходность до поглощения, и доходность, достигнутую в результате самого поглощения. Кроме того, рассчитываются дополнительные окна событий от [-50, -1] до [-5, -1] торговых дней, чтобы оценить доходность до поглощения, а окна событий от [1, 5] до [1, 50] торговых дней используются для отдельного предсказания доходности после поглощения. Результаты получены для Группы А (134 наблюдения) и Группы Б (143 наблюдения), у которых максимальные окна событий [-50, 50] и [-20, 20] дней соответственно (Таблица 4).

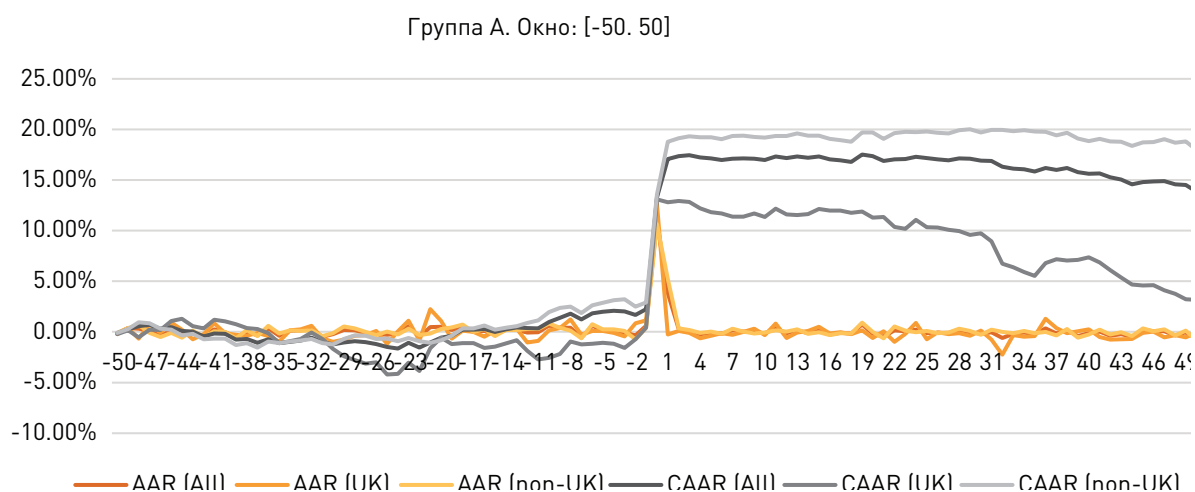
Группа А (134 наблюдения)		Все (134 наблюдения)			Великобритания (36 наблюдений)			Без Великобритании (98 наблюдений)		
СААР [+1 +10]	10	3.71	0.0025	7.48***	-1.72	0.0054	-2.33**	5.71	0.0026	11.22***
СААР [+1 +20]	20	4.08	0.0025	16.45***	-1.79	0.0054	-4.86***	6.24	0.0026	24.52***
СААР [+1 +50]	50	0.60	0.0025	6.02***	-9.92	0.0054	-67.38***	4.46	0.0026	43.85***
Группа Б (143 наблюдения)		Все (143 наблюдения)			Великобритания (42 наблюдения)			Без Великобритании (101 наблюдение)		
Окна	Дни	СААР, %	Ст. откл.	t-тест	СААР	Ст. откл.	t-тест	СААР, %	Ст. откл.	t-тест
СААР [-20 +20]	41	19.27	0.0025	159.16***	15.71	0.0054	87.48***	20.75	0.0026	167.19***
СААР [-10 +10]	21	17.39	0.0025	73.56***	16.32	0.0054	46.55***	17.83	0.0026	73.59***
СААР [-5 +5]	11	15.79	0.0025	34.98***	14.05	0.0054	21.00***	16.51	0.0026	35.68***
СААР [-1 +1]	3	15.79	0.0025	9.54***	14.60	0.0054	5.95***	16.29	0.0026	9.60***
СААР [-5 -1]	5	0.54	0.0025	0.55	1.24	0.0054	0.84	0.25	0.0026	0.25
СААР [-10 -1]	10	2.29	0.0025	4.61***	3.84	0.0054	5.22***	1.64	0.0026	3.22***
СААР [-20 -1]	20	3.83	0.0025	38.57***	3.28	0.0054	22.28***	4.06	0.0026	39.87***
СААР [+1 +5]	5	3.61	0.0025	3.64***	-1,13	0.0054	-0.77	5.59	0.0026	5.49***
СААР [+1 +10]	10	3.47	0.0025	6.99***	-1,47	0.0054	-1.99**	5.52	0.0026	10.85***
СААР [+1 +20]	20	3.81	0.0025	15.36***	-1,51	0.0054	-4.11***	6.03	0.0026	23.68***

Источник: анализ авторов.

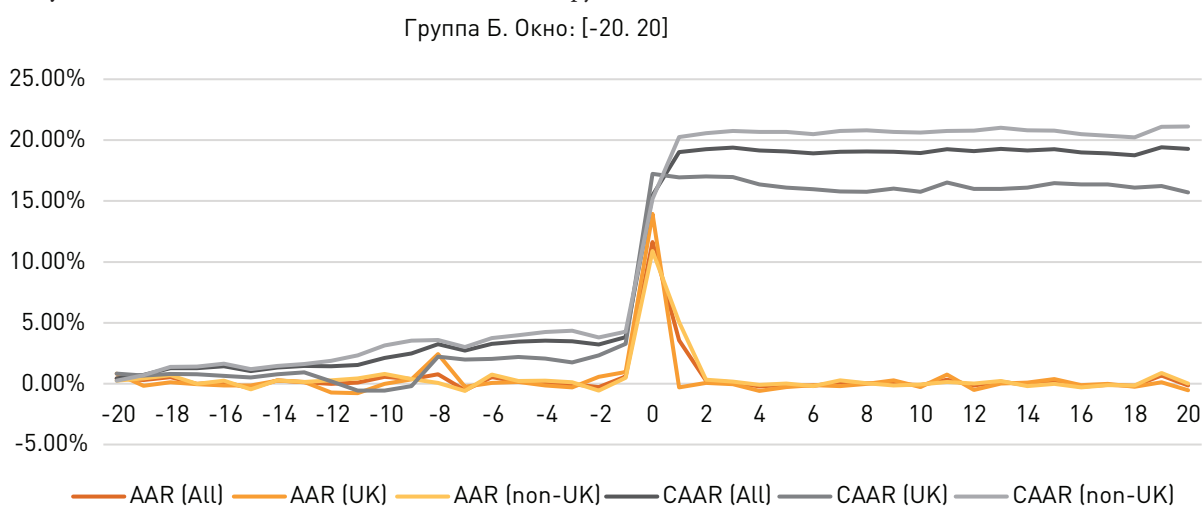
Очевидно, что все основные показатели СААР (симметричные дате поглощения) имеют высокосущественную (более 99%) кумулятивную доходность примерно от 15 до 21%, в зависимости от группы и подвыборки, используемой для их оценки. Это согласуется с эмпирическими результатами и теоретической основой, изложенными в предыдущих работах по данной теме.

С другой стороны, окна событий от [-10, -1] до [-50, 1] показывают, что доходность до поглощения значима при менее, чем 4%, в то время как доходность до поглощения для окна [-5, -1] незначительна для всех групп и подвыборок, что в 4-5 раз ниже основного результата по СААР. Таким образом, ее можно считать низкой, и средний уро-

вень торговли, основанный на конфиденциальной информации, также низкий. Кроме того, окна событий от [1, 5] до [1, 50] свидетельствуют, что доходность после поглощения обычно варьируется от 3 до 4% для всех стран. Однако такая доходность резко отличается по наблюдениям с Великобританией и без нее: доходность (-1%, -2%) при [1, 5] незначительна для подвыборки с Великобританией и (4%, 6%) – для подвыборки без Великобритании. Поскольку полученные результаты легче продемонстрировать в графической форме, мы составили ряд графиков для окон событий [-50, 50] и [-20, 20] по каждой подвыборке. Графики показывают ААР и СААР за каждый день окна событий (Рисунки 5 и 6).

Рисунок 5. AAR для окна событий [-50, 50] Группы А

Источник: анализ авторов.

Рисунок 6. AAR и CAAR для окна событий [-20, 20] группы Б

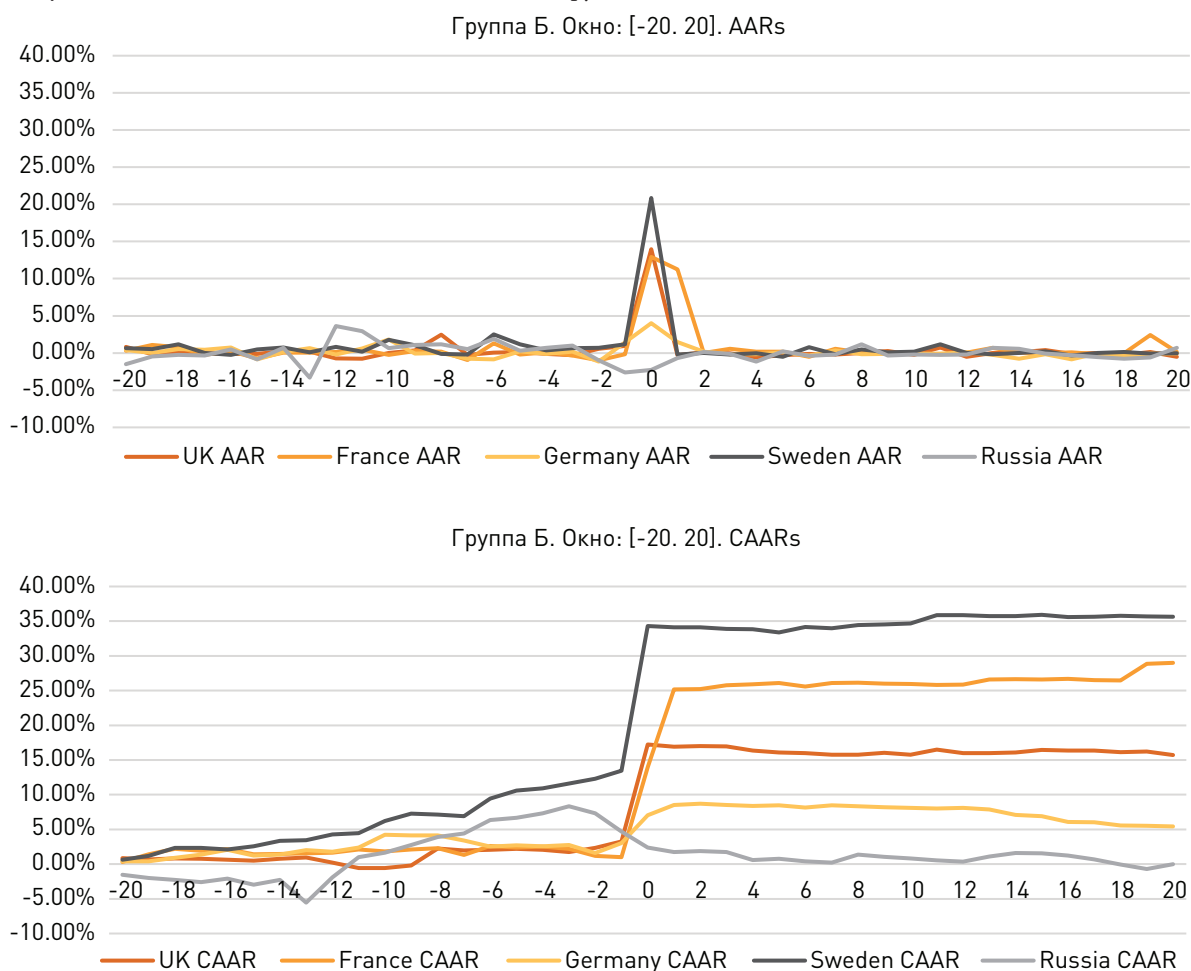
Источник: анализ авторов.

По AAR (оранжевые линии) прослеживается четкий пик в дату поглощения, который снижается в последующие 2 дня, оказывая положительное влияние на CAAR (серые линии), которая существенно растет до +2 торговых дней после поглощения. Также поглощения в Великобритании, как правило, оказывают влияние выше среднего на доходность от поглощений, после чего происходит плавное снижение через +20 торговых дней с даты поглощения, в то время как остальные поглощения остаются на одном и том же уровне. Доходность до поглощения начинает формироваться от -20 до -10 дней, при этом остается на низком уровне по сравнению с аномальной доходностью в дату поглощения, как отмечалось выше. Чтобы понять зависимость CAAR от страны, мы построили другой график, демонстрирующий распределение CAAR по странам на основании данных

Группы Б и включающий все наблюдения, за исключением окна событий [-20, 20], что можно считать наиболее репрезентативным результатом для этого набора данных (Рисунок 7).

По российским компаниям наблюдений недостаточно, чтобы интерпретировать результаты оценки CAAR и AAR. Среди других стран у Швеции самая высокая CAAR из всего окна оценки, а у Германии – самый низкий результат из четырех стран. Однако Швеция – единственная страна с заметно высокой доходностью до поглощения, в то время как доходность других стран ниже 5%, что может говорить о том, что выбранные шведские компании подтверждают тот факт, что инсайдерская торговля и упорные слухи в среднем оказывают влияние на рынок. Швеция также показывает самую высокую доходность в дату поглощения.

Рисунок 7. AAR и CAAR для окна событий [-20, 20] Группы Б



Источник: анализ авторов.

CAR и переменные

В данном разделе мы проверяем влияние переменных на CAR при помощи оценивания регрессионной модели методом наименьших квадратов в STATA. Введены две зависимых переменных (CAR50 и CAR20), чтобы предоставить данные о CAR для определенного наблюдения. Независимые переменные и структура модели взяты из четвертого раздела. Результаты подбора модели кратко представлены в Таблице 5.

Чтобы проверить CAR для окон событий [-50, 50] и [-20, 20] торговых дней с даты поглощения, используется три различных варианта модели. Первый – Модель взаимодействия 4, второй – скорректированная Модель взаимодействия 4, получившая название Модель взаимодействия 5. MB5 использует преимущество эффектов взаимодействия, изменяя их таким образом, чтобы увеличить эффективность Модели взаимодействия 4, оставив основные переменные неизменными.

Таблица 5. CAAR для различных групп данных и подвыборок с t-статистикой

	CAR50 (MB4) Группа А. Модель взаимодействия 4	CAR50 (MB5) Группа А. Модель взаимодействия 5	CAR20 (MB4) Группа Б. Модель взаимодействия 4	CAR20 (MB5) Группа Б. Модель взаимодействия 5
CONST	0.479*** (0.16)	0.422*** (0.15)	0.399*** (0.12)	0.389*** (0.11)
ROE	-0.003** (0.00)	-0.003*** (0.00)	-0.002* (0.00)	-0.002** (0.00)
DE	0.001 (0.00)	0.002 (0.00)	0.002 (0.00)	0.002* (0.00)
PE	-0.000 (0.00)	0.002** (0.00)	0.001 (0.00)	0.002*** (0.00)

	CAR50 (MB4) Группа А. Модель взаимодействия 4	CAR50 (MB5) Группа А. Модель взаимодействия 5	CAR20 (MB4) Группа Б. Модель взаимодействия 4	CAR20 (MB5) Группа Б. Модель взаимодействия 5
LNEV	-0.049** (0.02)	-0.054** (0.02)	-0.046*** (0,02)	-0.049*** (0.02)
GRD	-0.186 (0.14)	-0.026 (0.08)	-0.046 (0.10)	-0.016 (0.06)
UKD	-0.725*** (0.25)	-0.664*** (0.25)	-0.442** (0.19)	-0.443** (0.18)
LNEV*UKD	0.075* (0.04)	0.079* (0.04)	0.067** (0.03)	0.063** (0.04)
PE*GRD	0.005*** (0.00)	-	0.003** (0.00)	-
DE*GRD	0.001 (0.00)	-	0.000 (0.00)	-
DE*UKD	0.004 (0.00)	-	0.001 (0.00)	-
PE*UKD		0.005* (0.00)	-	0.003 (0.00)
Количество наблюдений	134	134	143	143
p-значение	0.00	0.00	0.00	0.00
AIC (инф. критерий Акайке)	137	141	69	69
BIC (инф. критерий Бейеса)	169	167	102	96

* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01.

Источник: анализ авторов.

ROE и LNEV значительны во всех моделях и окнах событий. Модель взаимодействия 4 обладает небольшим количеством значимых переменных. В этом случае замена эффектов взаимодействия дает положительный результат с точки зрения значимости основных переменных. ROE приобретает высокую значимость (выше на одну «звездочку», как показано в Таблице 6), PE, после полной незначимости, становится значимым более чем на 5%, при этом значимость других основных переменных не снижается.

Таблица 6. Корреляция значимых факторов и вероятности поглощения с CAR

R Пирсона							
Группа	Группа А (134 наблюдения)			Группа Б (143 наблюдения)			
Двусторон. а	0.1	0.05	0.01	0.1	0.05	0.01	
Крит. значения	0.1466	0.1743	0.2278	0.1339	0.1592	0.2083	
Показание	*	**	***	*	**	***	
	Вероятность	CAR50	CAR20	CAR10	CAR5	CAR2	CAR1
Вероятность	1	0.0321	-0.0101	0.0422	0.0293	0.0357	0.0491
ROE	-0.3543***	-0.2411***	-0.1525*	-0.1466*	-0.1112	-0.1130	-0.1148
PE	-0.4272***	0.1922**	0.2903***	0.0760	0.0906	0.0777	0.0715
LNEV	-0.8204***	-0.1530*	-0.1635**	-0.1294	-0.1204	-0.1210	-0.1177
UKD	0.3354***	-0.1520*	-0.0710	-0.0241	-0.0407	-0.0121	-0.0278
DE	-0.3477***	0.1029	0.1191	0.0928	0.0673	0.0552	0.0267

* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01.

Источник: анализ автора.

Поэтому ROE, PE, LNEV и UKD можно рассматривать как значимые факторы с точки зрения их влияния на CAR, при этом показатель DE значим для коротких окон событий. Более того, вероятность предсказания для каждого наблюдения, полученного из Модели взаимодействия 4, можно использовать, чтобы понять, как она коррелирует с CAR. CAR для более коротких периодов собирается, чтобы показать согласованность результатов и общего направления влияния значимых факторов. Проводится корреляционный анализ при помощи команды `corr` в STATA. Звездочки используются, чтобы показать уровень значимости, полученный путем сравнения корреляционных значений с критическими значениями r Пирсона. Результаты корреляционного анализа приведены в Таблице 6.

Очевидно, что значимы лишь несколько корреляционных коэффициентов. Однако значимость корреляционных коэффициентов сильно зависит от количества наблюдений в выборке, что в данном случае может снизить эффективность и репрезентативность анализа значимости, поскольку его показатели недостаточно высоки.

Отсутствуют основания или необходимость делать в настоящей работе утверждения либо о фактическом уровне значимости, либо о значениях корреляционных коэффициентов. Это может стать предметом будущих исследований. Однако наблюдается четкая корреляционная закономерность между вероятностью, значимыми факторами и CAR во всех окнах событий. Это говорит о том, что даже если фактические значения корреляционных коэффициентов различаются, их знак не должен быть противоположен знаку полученных корреляционных коэффициентов. Поэтому все равно можно сделать выводы о направлении влияния.

ROE и LNEV имеют отрицательную корреляцию как с вероятностью, так и с CAR, в то время как PE и DE коррелируют положительно, а UKD коррелирует отрицательно с CAR и имеет знак, противоположный знаку корреляционных коэффициентов, для вероятности. Кроме того, переменная UKD исключена из данного анализа, даже если она значима, поскольку это зависящая от страны дамми переменная,

влияющая на различия CAR, по причине ее характеристики, разграничивающей компании из Великобритании и не из Великобритании. Вероятность поглощения положительно коррелирует с CAR для всех окон событий, за исключением $[-20, 20]$.

В целом, влияние CAR на вероятность можно считать положительным. Поэтому лучше максимизировать вероятность предсказания наблюдений и общую предсказательную способность поглощенных компаний, чтобы достичь цели максимизировать доходность. Эти результаты подтверждают гипотезу, что в целом рынки в настоящее время не способны точно оценить вероятность поглощения компании в будущем, что привело бы к существенной аномальной доходности.

Доходность портфеля

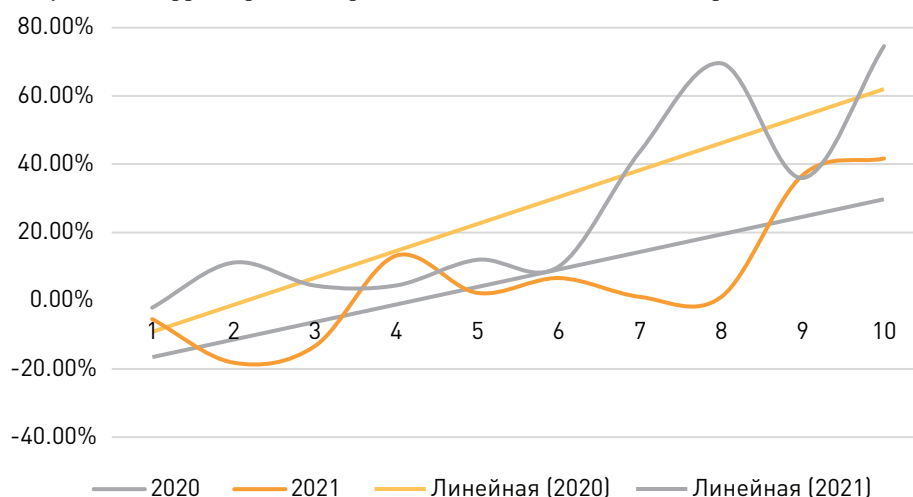
Чтобы составить портфель с положительной доходностью на основании данных о годовых доходах, нам необходимо проанализировать среднюю доходность по поглощенным и непоглощенным компаниям. Средняя доходность составляет 34.65% для поглощенных компаний и лишь 18.09% – для непоглощенных компаний. Годовая доходность составляет 39 и 22.04% за 2021 г. и 28.62 и 13.94% за 2020 г. (по поглощенным и непоглощенным компаниям соответственно). Таким образом, доходность по поглощенным компаниям примерно в 2 раза выше. Индекс MSCI составляет 26,6% за 2021 г. и –3,1% за 2020 г., что означает: средняя скорректированная рыночная доходность поглощенных компаний в среднем выше 0.

Для дальнейшего анализа мы разделили контрольную выборку на две подвыборки по годам. Затем мы распределили выборки в порядке убывания вероятности. В подвыборке за 2021 г. присутствует 24 поглощенные и 88 непоглощенных компаний, в то время как в подвыборку за 2020 г. вошло 17 поглощенных и 84 непоглощенные компании. Затем на основании вероятностей мы создали децильные портфели. Результаты нашего анализа кратко представлены в Таблице 7 и на Рисунке 8.

Таблица 7. Децильные портфели для контрольной выборки на горизонте два года

Децили:	Подвыборка 2020 г.					Подвыборка 2021 г.				
	# наблюдений	# Поглощ.	# Непогл.	Дох., %	Скорр. дох. %	# наблюдений	# Поглощ.	# Непогл.	Дох., %	Скорр. дох., %
100–90%	3	3	0	74.59	77.69	2	2	0	68.29	41.69
89–80%	6	3	3	35.96	39.06	6	4	2	63.41	36.81
79–70%	4	2	2	69.53	72.63	10	3	7	27.73	1.13
69–60%	11	3	8	43.77	46.87	5	2	3	27.71	1.11
59–50%	9	3	6	10.05	13.15	7	1	6	33.24	6.64
49–40%	15	2	13	12.02	15.12	15	2	13	28.88	2.28
39–30%	6	0	6	4.50	7.60	18	3	15	39.81	13.21
29–20%	19	0	19	4.46	7.56	15	3	12	13.27	–13.33
19–10%	10	1	9	11.20	14.30	15	0	15	8.43	–18.17
9–0%	18	0	0	–2.00	1.10	19	4	15	21.20	–5.40

Источник: анализ авторов.

Рисунок 8. Скорректированная рыночной доходность по децилям вероятности

Источник: анализ авторов.

Распределение полученных наблюдений по децилям согласуется с результатами анализа предсказательной способности, при этом 82% наблюдений по поглощенным компаниям попало в 5-й дециль или выше в 2020 г. и 50% – в 2021 г.: действительно, ожидается, что модель продемонстрирует существенно большую предсказательную способность по поглощенным компаниям за 2020 г. С другой стороны, 71.2% наблюдений по непоглощенным компаниям попало в 6-й дециль или ниже в 2020 г. и 79.5% – в 2021 г.: ожидается, что в 2021 г. модель продемонстрирует немного более высокую предсказательную способность для непоглощенных компаний.

В целом, результаты контрольной выборки свидетельствуют о том, что присутствует большой потенциал для создания портфеля и разработки инвестиционной стратегии, поскольку существует положительная корреляция между

вероятностью поглощения и доходностью акций, при этом в определенные периоды поглощения присутствует аномальная доходность.

Однако контрольная выборка дает только горизонт в 2 года, чего в некоторой степени недостаточно, чтобы определить фактический тренд во времени. Поэтому в анализ включены дополнительные 5 лет (2015–2019 гг.). В результате получено 423 новых наблюдения с 95 поглощенными и 328 непоглощенными компаниями, что увеличивает общее количество наблюдений в общей выборке и в подвыборках по поглощенным/непоглощенным компаниям в 3 раза, а горизонт прогнозирования – до 7 лет. Та же самая процедура разделения на децили применена к новым наблюдениям. Получившаяся скорректированная рыночной доходность и количественные наблюдения по каждому децилю представлены в Таблице 8.

Таблица 8. Децильные портфели для смешанной выборки с горизонтом 7 лет

Децили:	2019		2018		2017		2016		2015	
	# наб.	Скор. дох., %	# наб.	Скор. дох., %	# наб.	Скор. дох., %	# наб.	Скор. дох., %	# наб.	Скор. дох., %
100–90%	2	34.68	1	47.02	4	27.44	5	57.17	3	67.73
89–80%	5	15.27	3	16.60	10	24.76	1	52.85	4	27.10
79–70%	7	-7.77	8	26.50	3	22.53	5	32.77	3	31.69
69–60%	12	7.80	3	13.30	7	11.42	2	56.10	10	23.85
59–50%	10	-7.11	3	7.52	13	4.53	8	23.58	9	-14.07
49–40%	8	-27.91	6	12.17	10	-0.80	6	22.52	8	6.67
39–30%	12	0.23	7	4.37	14	1.90	2	48.76	8	-1.92
29–20%	6	-30.91	14	-3.04	8	-7.74	12	15.39	7	1.93
19–10%	13	-19.36	15	-2.18	10	9.20	20	8.80	11	-3.87
9–0%	11	-20.66	19	-2.17	15	-8.05	28	5.74	12	-16.60

Источник: анализ авторов.

Анализ на 7-летнем горизонте показывает, что результаты, полученные для контрольной выборки, согласуются с более длинными горизонтами. Аномальная доходность выше 15% обычно генерируется между 1-м и 4-м децилями, а отрицательная доходность – между 7-м и 10-м децилем, что позволяет разрабатывать как долгосрочные, так и кра-

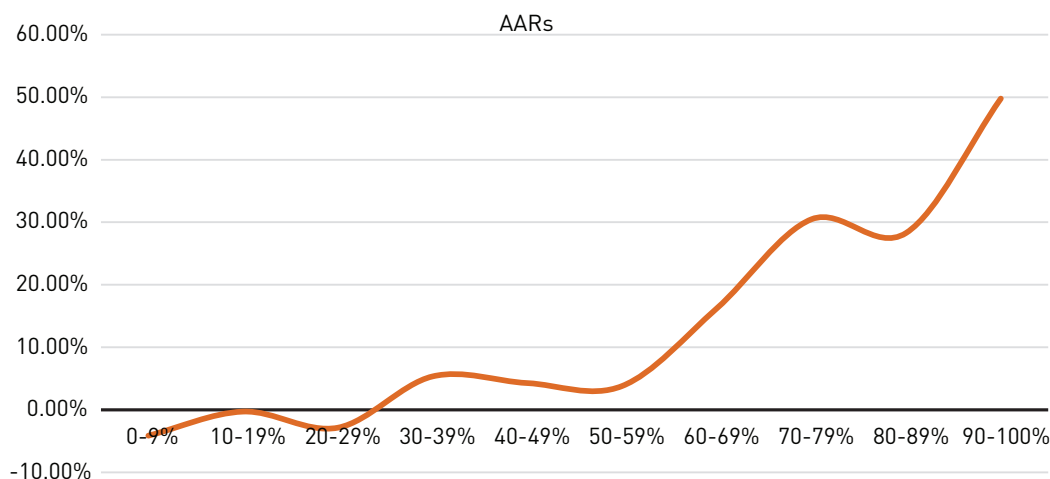
ткосрочные инвестиционные стратегии. Чтобы получить средние результаты, AAR рассчитывается по децилям. Кроме того, годовые CAR получены вместе с CAAR, чтобы понять, как кумулятивная доходность при определенной стратегии меняется в каждом дополнительном году. AAR и CAR рассчитаны как средневзвешенное значение AR. Что-

бы добиться большей точности анализа, СААР основана на CAR вместо AAR. Показатели AAR рассчитаны в первую очередь, чтобы принять решение о возможных стратегиях. Они приведены на Рисунке 9.

Распределение среднего количества наблюдений по децилям смещено к низкой вероятности из-за преобладания наблюдений по непоглощенным компаниям. AAR подтверждает, что децили от 1 до 4 наиболее прибыльные, а де-

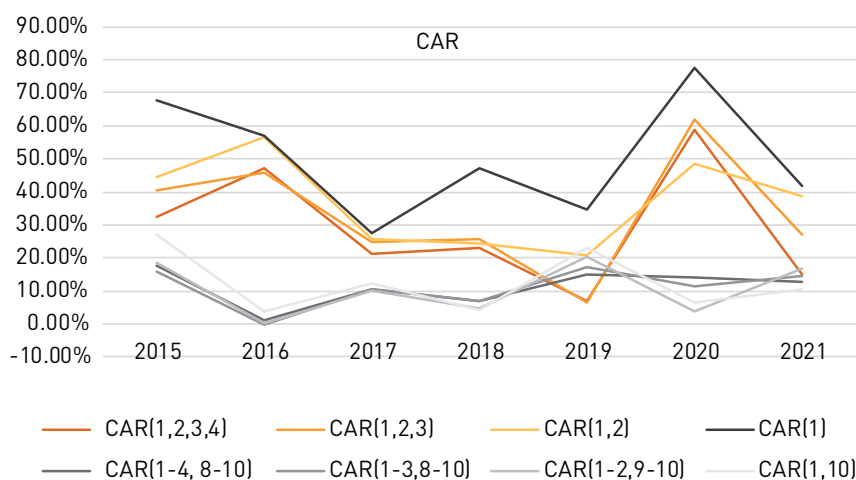
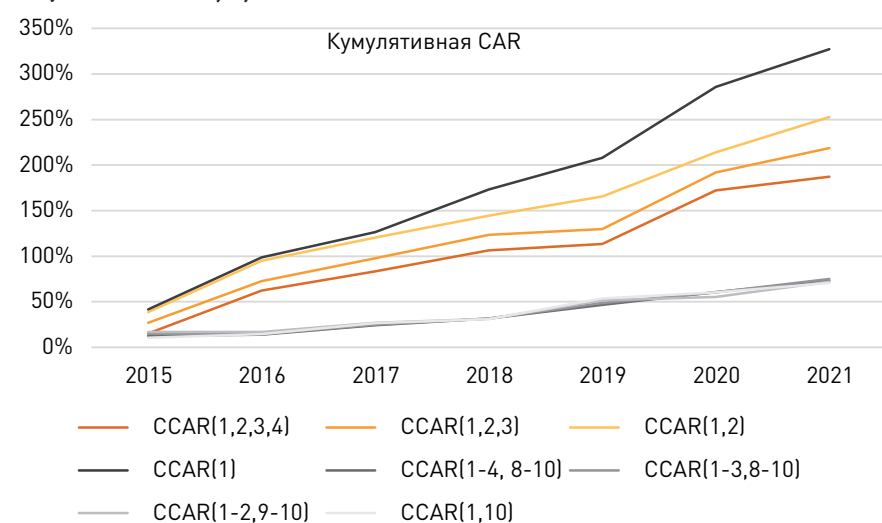
цили 8–10 имеют отрицательную аномальную доходность. Затем проанализированы CAR, СААР и кумулятивная CAR (сумма показателей CAR, показывающая кумулятивную аномальную доходность, которую стратегия может генерировать каждый год). Рассматриваются две основные стратегии: долгосрочная (купить, чтобы продать дороже) и долгосрочно-краткосрочная (долгосрочная стратегия + покупка в долг, продажа, снова покупка и возврат владельцу).

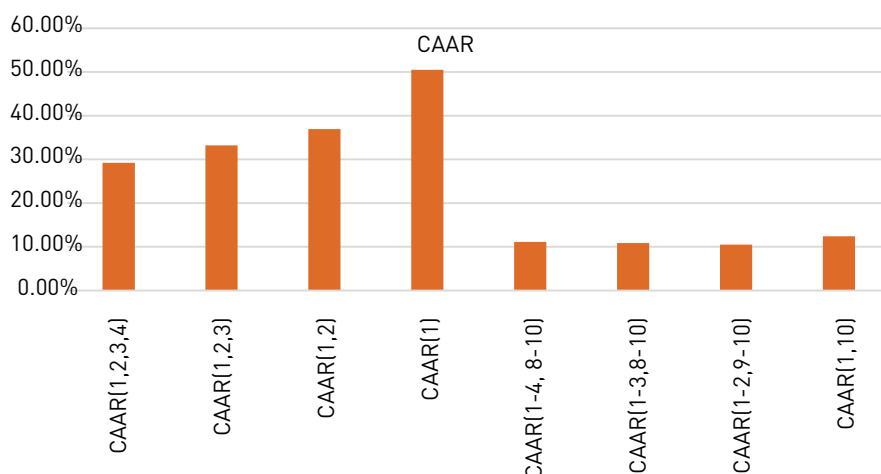
Рисунок 9. Среднее количество наблюдений и AAR



Источник: анализ авторов.

Рисунок 10. CAR, кумулятивная CAR и СААР





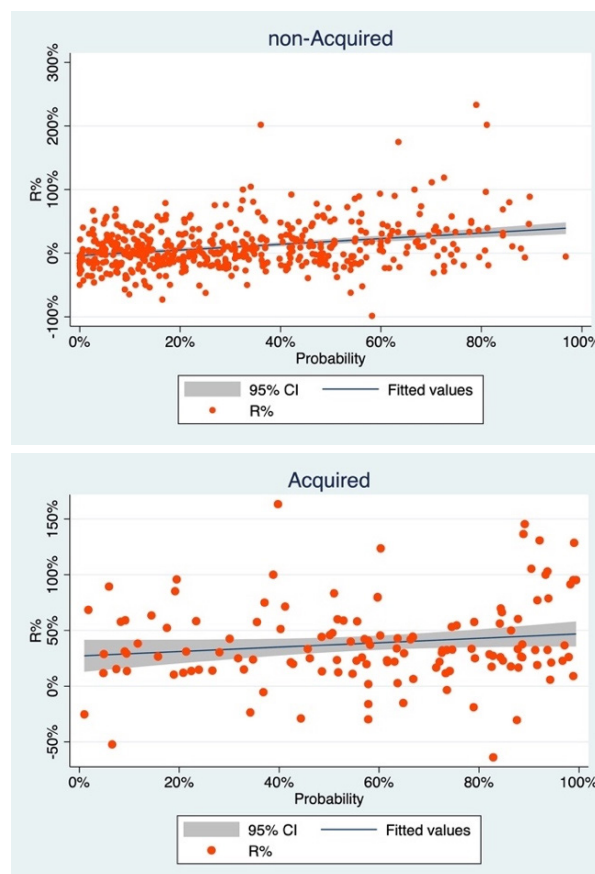
Источник: анализ авторов.

Все результаты весьма положительны, что согласуется с результатами для контрольной выборки с горизонтом 2 года. Долгосрочно-краткосрочная стратегия менее изменчива по годам из-за хеджирующего «хвоста», позволяющего компенсировать некоторые убытки по короткой позиции, если рынок существенно падает, но это значительно снижает доходность. Для горизонта в 7 лет более прибыльно применять долгосрочную стратегию только для 1-го дециля, что является ожидаемым результатом, поскольку другие долгосрочные стратегии с более широким диапазоном децилей лишь снижают аномальную доходность, при этом требуются большие первоначальные инвестиции при росте количества наблюдений от 1-го до 10-го дециля. С другой стороны, долгосрочно-краткосрочная стратегия более последовательна, поскольку краткосрочная ее часть используется как хеджирующая часть для снижения волатильности индекса MSCI, который нелинейно уменьшается до -10.4% и растет до 26.8% на горизонте в 7 лет. Поэтому обе стратегии достаточно прибыльны, чтобы их использовать, но служат совершенно различным целям инвесторов. При этом долгосрочная стратегия (только 1-й дециль) является самой прибыльной, а долгосрочно-краткосрочная стратегия, включающая три самых низких дециля – самой волатильной и хеджированной. Показатели свидетельствуют, что модель обладает высокой технической предсказательной способностью, которую можно легко интерпретировать, и что присутствуют более сложные зависимости с точки зрения аномальной доходности. Хотя модель не имеет самой высокой предсказательной способности среди всех моделей, найденных в литературе, она отлично определяет аномальную доходность. Чтобы понять, какие стимулы связаны с аномальной доходностью, нам необходимо изучить зависимость аномальной доходности от вероятности поглощения для каждой подвыборки поглощенных и непоглощенных компаний. Проще всего это наглядно представить в виде графиков, полученных при помощи двумерной диаграммы рассеяния в STATA (Рисунок 11).

Графики не демонстрируют фактических признаков гетероскедастичности. Однако аномальная доходность выборки непоглощенных компаний с горизонтом в 7 лет начинается от -10% при вероятности поглощения 0% и линейно растет примерно до 40% при вероятности 100%. Причиной волатильности аномальной доходности при низкой предсказательной способности может быть определенный год, отрасль или иные операционные обстоятельства, оказываю-

щие влияние на цены акций, при этом результаты с высокой вероятностью более интересны в том смысле, что 69 наблюдений имеют вероятность выше 60%, а 41 наблюдение показывает аномальную доходность более 15%, что составляет около 8% наблюдений по всем непоглощенным компаниям. Указанные наблюдения серьезно повлияли на данный анализ, увеличив аномальную доходность для случаев с более высокой вероятностью и снизив результаты оценки предсказательной способности для поглощенных компаний, что может объяснить разницу в 10 п. п. между предсказательной способностью поглощенных и непоглощенных компаний.

Рисунок 11. Диаграммы рассеяния аномальной доходности и вероятности по годам



Источник: анализ авторов.

Вместе с тем это не должно стать проблемой, поскольку существует несколько возможных объяснений данного явления. Во-первых, могла возникнуть ситуация, когда появились слухи о будущем поглощении некоторых из этих фирм, но сделка сорвалась либо по ней никогда не велись переговоры о слиянии и поглощении; это могло повлечь волатильность акций компании-мишени и, возможно, стало причиной высокой доходности до поглощения без совершения сделки слияния и поглощения. Такие слухи могут возникнуть, если информация попала в рубрику «Услышано на улице» журнала *The Wall Street Journal* [22]. Во-вторых, данные за 2021 г. могут оказаться неполными, потому что некоторые сделки слияния и поглощения (12 наблюдений в данном анализе) могли завершаться в 2022 г., что выходит за пределы выборки, но компании обладают всеми признаками компании-мишени. В-третьих, компания может пройти через процедуру, схожую со сделкой слияния и поглощения, или провести слияние и поглощение другого типа, из-за чего она не попадет в выборку поглощенных компаний данного исследования. Поэтому такие наблюдения вполне могут попасть в ряд потенциальных выборок. Однако не предполагается, что они окажут существенное отрицательное влияние на оценку аномальной доходности, если модель подобрана правильно.

Общие результаты и рассуждения

Инвестиционные стратегии

Портфель с короткими позициями: стратегия с короткими позициями основана на мнении инвестора, что цены акций в будущем упадут. В результате он заключает арбитражную сделку: занимает акции у брокера, продает их на открытом рынке, ждет падения цены, выкупает акции и возвращает их брокеру. Данную стратегию можно применять к прогнозированию слияния и поглощения, занимаясь поиском компаний с самой низкой вероятностью поглощения. Результаты анализа аномальной доходности предполагают ожидание, что компании с вероятностью от 0 до 29% в среднем генерируют отрицательную аномальную доходность. Однако годовые результаты компаний с вероятностью от 10 до 29% довольно противоречивы, в основном они зависят от общей ситуации на рынке и показывают результаты от 10.4 и 26.8%. При этом предполагается, что инвестирование даже в компании самых низких децилей даст довольно низкую доходность. Поэтому в модели прогнозирования слияния и поглощения не следует использовать только краткосрочные стратегии, поскольку риск низкой аномальной доходности слишком велик.

Портфель с долгосрочными позициями: стратегия с долгосрочными позициями является общепринятой для всех типов инвестирования. В отличие от краткосрочной стратегии она основана на уверенности инвестора, что цены акций со временем вырастут, создав доходность. Результаты свидетельствуют о том, что портфель компаний, минимум с 60% поглощений, может дать довольно высокую доходность, в среднем от 29.22 до 40.39% в год, в зависимости от выбранного набора децилей. Эмпирический анализ говорит о том, что лучшая стратегия заключается в том, чтобы принять во внимание только 1-й дециль, поскольку он максимизирует аномальную доходность, не влияя на волатильность, что согласуется с результатами, полученными в более ранних работах.

Смешанный (долгосрочно-краткосрочный) портфель: долгосрочно-краткосрочный портфель сочетает долгосрочные и краткосрочные позиции, где долгосрочные позиции обычно являются стимулами аномальной доходности, а краткосрочные позиции играют большую роль хеджирования, чтобы свести к минимуму или нивелировать рыночную волатильность, которая на горизонте в 7 лет становится высокой. Результаты свидетельствуют о том, что существует значительное снижение волатильности аномальной доходности на горизонте в 7 лет для одного и того же набора децилей, используемых в анализе долгосрочного портфеля, но с добавлением краткосрочного элемента от 8 до 10 децилей. Это означает, что действительно можно использовать краткосрочные позиции для хеджирования в наборе компаний без такой высокой аномальной доходности. Длительность окна децилей для краткосрочного элемента фактически не влияет на CAAR, при этом ежегодная волатильность сводится к минимуму добавлением всех подходящих децилей.

Другие инвестиционные стратегии концентрируются на изменении срока портфеля, но не на сути стратегии. Например, децильные портфели в нашем исследовании выбирают на основании процентного показателя вероятности поглощения. В то же время в литературе самый популярный и широко применяемый подход заключается в том, чтобы взять за основу такого разделения количество наблюдений в каждом портфеле. Альтернативные подходы вместо децилей используют квартили и квинтили или принимают решения на основании вероятности предельного значения. Однако все эти подходы лишь увеличивают срок портфеля, что обычно оказывает отрицательное воздействие на аномальную доходность, поскольку добавление компаний с более низкой доходностью размывает среднюю аномальную доходность. Наглядным примером является изменение количества децилей, включенных в анализ оценки доходности портфеля. Кроме того, количество компаний, в которые можно инвестировать, также растет, в результате частному инвестору все труднее инвестировать в весь портфель. Это ограничивает возможность применения данных инвестиционных стратегий, при этом метод, используемый в нашем анализе, укорачивает срок портфеля с возможностью продления, при необходимости, что делает выбор срока портфеля более гибким.

В целом, долгосрочная и долгосрочно-краткосрочная стратегии с децильным портфелем на основании предсказательной способности оказываются наиболее эффективными в генерировании аномальной доходности. Долгосрочную инвестиционную стратегию для компаний с вероятностью поглощения выше 90% можно рассматривать как самую экономически выгодную и генерирующую наибольшую аномальную доходность стратегию, поскольку эмпирические результаты свидетельствуют о том, что только 5% выборки могут генерировать около 50% годовой аномальной доходности. Однако каждый год (или индивидуальный период) необходимо заново начинать поиск компаний для инвестиций, потому что через несколько дней после объявления сделки слияния и поглощения более не ожидается дополнительная аномальная доходность. Данную стратегию могут успешно применять как институциональные инвесторы (например, хедж-фонды или взаимные фонды) благодаря ее последовательности и потенциальной способности генерировать аномальную доходность на довольно коротком горизонте, так и частные инвесторы не-

зависимо от их бюджета и опыта в трейдинге благодаря ее экономической эффективности, доступности необходимой информации и ясности.

С другой стороны, долгосрочно-краткосрочная стратегия требует намного больше вложений, что может снизить ее популярность среди частных инвесторов и генерировать намного меньшую аномальную доходность. Тем не менее ее все равно могут использовать институциональные инвесторы благодаря сниженной волатильности, которая делает ее норму аномальной доходности практически безрисковой, но при этом довольно высокой, что может быть полезно для хеджирования имеющегося портфеля.

Прочие рассуждения

Институциональные инвесторы могут использовать прогнозы поглощения косвенным путем, чтобы управлять рисками существующих краткосрочных портфелей, которые могут давать отрицательную доходность из-за неожиданных сделок слияния и поглощения. Прогнозирование поглощений поможет избежать таких сделок или снизить убытки от них. Кроме того, стоимостной анализ компаний-мишеней для такого краткосрочного портфеля может выиграть от предсказания поглощений, повышая эффективность инвестиционных стратегий.

Руководство компании может быть заинтересовано в проведении анализа поглощений, чтобы понять, может ли их компания стать мишенью, и скорректировать стратегическое и финансовое планирование, если вероятность такого развития событий высокая, что важно до тех пор, пока на рынке существует явление недружественного поглощения, которое руководство может не распознать до тех пор, когда станет слишком поздно. Более того, такой анализ могут применять руководители компании, чтобы отслеживать и оценивать стратегии конкурентов на рынке. Консультационные и инвестиционно-банковские компании могут использовать ее для составления аналитических отчетов для своих клиентов, а также для поиска новых клиентов, предлагая им соответствующие услуги.

В целом, разнообразие косвенных способов применения нашего анализа может помочь сделать рынки слияния и поглощения, а также финансовые рынки более открытыми и прозрачными. Это может оказать более серьезное структурное воздействие на мировой рынок слияния и поглощения, чем применение прямых инвестиционных стратегий, поскольку разработка нашего анализа и внедрение в стандартные бизнес-процессы может произвольно придать сфере слияния и поглощения большую открытость и гибкость, а также повысить рыночную эффективность ожиданий от слияния и поглощения. В результате стало бы намного труднее достичь цели, заключающейся в том, чтобы превзойти естественные прогнозы по рынку и получить более высокую аномальную доходность, что приведет к меньшей эффективности использования модели прогнозирования.

Вывод

В нашей работе мы разработали методологию прогнозирования сделок слияния и поглощения и модель прогнозирования слияния и поглощения на основании многопараметрической логит-модели с взаимодействиями. Благодаря высокой объясняющей и прогнозирующей способности модели, а также отличной гибкости она подходит для анализа аномальной доходности на основании событийного

анализа. Мы показали, что факторы построенной модели прогнозирования слияния и поглощения с переменными взаимодействиями могут генерировать аномальную доходность высокого уровня, когда рентабельность собственного капитала, LN (стоимость предприятия), отношение рыночной капитализации к чистой прибыли и отношение задолженности (долга) к собственному капиталу оказывают существенное влияние на направление аномальной доходности. Затем мы разработали эффективный подход к разработке портфеля прогнозируемых мишеней для слияния и поглощения и создали такой портфель.

Аномальная доходность портфеля оказалась высокоположительной для наблюдений с высокой вероятностью поглощения и немного отрицательной для наблюдений с низкой вероятностью поглощения. Такое распределение доходности позволяет использовать несколько инвестиционных стратегий, благодаря которым прогнозирование сделок слияния и поглощения становится применимым и полезным для широкого круга потенциальных пользователей.

Мы показали, что и долгосрочную, и краткосрочную инвестиционную стратегию можно использовать либо как рискованную, но прибыльную инвестиционную стратегию, либо как инструмент хеджирования, который может генерировать положительную доходность с очень низкой волатильностью. Более того, эффективность прогнозирования модели слияния и поглощения, усиленная поглощениями, позволяет консультантам и руководителям компаний, а также хедж-фондам использовать ее, чтобы достичь ряда целей.

Новизна настоящей статьи заключается в открытии новых способов увеличения эффективности модели прогнозирования слияния и поглощения, включив в нее базовые факторы, которые могут описать любую компанию с разных точек зрения, и добавив взаимодействия, чтобы придать ей большую гибкость и адаптируемость к различным экономическим условиям. Это делает модель более привлекательной для различных пользователей, не создавая большую зависимость процесса оценки от доступности данных и различных экономических условий. Кроме того, мы представляем улучшенный способ использования эффективно спрогнозированных сделок поглощения для получения высокоположительной аномальной доходности, охарактеризовав метод составления эффективного портфеля на основании спрогнозированной вероятности достижения либо цели генерирования прибыли, либо цели хеджирования.

Благодарность

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 23-18-00756).

Список литературы

1. Simkowitz M.A., Monroe R.J. A discriminant analysis function for conglomerate targets. *Southern Journal of Business*. 1971;38(1):1-16.
2. Stevens D.L. Financial characteristics of merged firms: A multivariate analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1973;8(2):149-158. <https://doi.org/10.2307/2330007>
3. Barnes P. The prediction of takeover targets in the U.K. by means of multiple discriminant analysis. *Journal of*

- Business Finance & Accounting*. 1990;17(1):73-84. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1990.tb00550.x>
4. Harris R.S., Stewart J.F., Guilkey D.K., Carleton W.T. Characteristics of acquired firms: Fixed and random coefficients probit analyses. *Southern Economic Journal*. 1982;49(1):164-184. <https://doi.org/10.2307/1058550>
 5. Dietrich J.K., Sorensen E. An application of logit analysis to prediction of merger targets. *Journal of Business Research*. 1984;12(3):393-402. [https://doi.org/10.1016/0148-2963\(84\)90020-1](https://doi.org/10.1016/0148-2963(84)90020-1)
 6. Ohlson J.A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. 1980;18(1):109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
 7. De Jong A., Fliers P.T. Predicting takeover targets: Long-run evidence from the Netherlands. *De Economist*. 2020;168(3):343-368. <https://doi.org/10.1007/s10645-020-09364-z>
 8. Meghouar H., Ibrahim M. Financial characteristics of takeover targets: A French empirical evidence. *EuroMed Journal of Business*. 2021;16(1):69-85. <https://doi.org/10.1108/EMJB-06-2019-0088>
 9. Palepu K.G. Predicting takeover targets: A methodological and empirical analysis. *Journal of Accounting and Economics*. 1986;8(1):3-35. [https://doi.org/10.1016/0165-4101\(86\)90008-X](https://doi.org/10.1016/0165-4101(86)90008-X)
 10. Ambrose B.W., Megginson W.L. The role of asset structure, ownership structure and takeover defences in determining acquisition likelihood. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1992;27(4):575-589. <https://doi.org/10.2307/2331141>
 11. Cremers K.J.M., Nair V.B., John K. Takeovers and the cross-section of returns. *The Review of Financial Studies*. 2009;22(4):1409-1445. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhn032>
 12. Brar G., Giamouridis D., Liidakis M. Predicting European takeover targets. *European Financial Management*. 2009;15(2):430-450. <https://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2007.00423.x>
 13. Bhanot K., Mansi S.A., Wald J.K. Takeover risk and the correlation between stocks and bonds. *Journal of Empirical Finance*. 2010;17(3):381-393. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2009.10.006>
 14. Cornett M.M., Tanyeri B., Tehranian H. The effect of merger anticipation on bidder and target firm announcement period returns. *Journal of Corporate Finance*. 2011;17(3):595-611. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2010.10.004>
 15. Danbolt J., Siganos A., Tunyi A. Abnormal returns from takeover prediction modelling: Challenges and suggested investment strategies. *Journal of Business Finance & Accounting*. 2016;43(1-2):66-97. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12179>
 16. Powell R., Yawson A. Are corporate restructuring events driven by common factors? Implications for takeover prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*. 2007;34(7-8):1169-1192. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.2007.02028.x>
 17. Tunyi A.A. Firm size, market conditions and takeover likelihood. *Review of Accounting and Finance*. 2019;18(3):483-507. <https://doi.org/10.1108/RAF-07-2018-0145>
 18. Tunyi A.A., Ntim C.G. Location advantages, governance quality, stock market development and firm characteristics as antecedents of African M&As. *Journal of International Management*. 2016;22(2):147-167. <https://doi.org/10.1016/j.intman.2016.01.005>
 19. Smith C.W., Watts R.L. The investment opportunity set and corporate financing, dividend, and compensation policies. *Journal of Financial Economics*. 1992;32(3):263-292. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(92\)90029-W](https://doi.org/10.1016/0304-405X(92)90029-W)
 20. Rhodes-Kropf M., Robinson D.T., Viswanathan S. Valuation waves and merger activity: The empirical evidence. *Journal of Financial Economics*. 2005;77(3):561-603. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.015>
 21. Wooldridge J.M. Introductory econometrics: A modern approach. 2nd ed. Cincinnati, OH: South-Western College Publ., 2003. 896 p.
 22. Pound J., Zeckhauser R.J. Clearly heard on the street: The effect of takeover rumors on stock prices. *The Journal of Business*. 1990;63(3):291-308. URL: https://scholar.harvard.edu/files/rzeckhauser/files/clearly_heard_on_the_street.pdf

Приложение

Приложение 1: Объясняющие переменные вероятности поглощения

Таблица П1. Объясняющие переменные вероятности поглощения

Переменная	Код	Обозначение	Критерии отбора	Источник информации
Стоимость предприятия	EV	–	>= 10 млн долл.	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Общие активы	TA	–	Нет	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Коэффициент P/E	PE	–	от –200 до 500	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Коэффициент EV/B	EVB	–	от 0 до 20	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon

Переменная	Код	Обозначение	Критерии отбора	Источник информации
Отношение задолженности (долга) к собственному капиталу	DE	+	$\leq 100\%$	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Коэффициент текущей ликвидности	CUR	-	≤ 20	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Рентабельной собственного капитала	ROE	-	от -500 до 1000	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Маржа по EBITDA	EBITDAM	-	от -1500 до 500	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Рост продаж	SGR	-	от -80 до 5000	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon
Рост/ресурсы	GRD	+	Нет	Bloomberg terminal & Thomson Reuters Eikon

Источник: [9; 11; 12] и анализ авторов.

Вклад авторов: авторы внесли одинаковый вклад в настоящую статью.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья **была представлена** 06.04.2023; **одобрена после рецензирования** 08.05.2023; **принята для публикации** 14.06.2023.