

МФТИ (федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)»),

2 курс магистратуры, г. Москва

ЗНАЧИМОСТЬ ФИНАНСОВЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ОТЧЕТНОСТИ ПРИНЦИПАЛА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ РАСКРЫТИЯ ГАРАНТИИ

Аннотация. Статья посвящена исследованию значимости финансовых показателей отчётности принципала для прогнозирования вероятности раскрытия гарантии. Отмечается, что финансовые показатели, такие как чистая прибыль, ликвидность, оборачиваемость активов, уровень задолженности и другие, предоставляют значимую информацию для оценки финансового состояния компании. Автором проводится анализ значимости финансовых показателей отчётности для оценки вероятности предъявления гарантии. В завершение автор делает вывод о том, что значимость финансовых показателей отчётности принципала для прогнозирования вероятности раскрытия гарантии трудно переоценить. Комплексный анализ этих показателей, с применением как классических методов статистики, так и современных подходов в машинном обучении, позволяет создавать более точные и надёжные модели прогнозирования. Использование метрик, таких как AR, помогает оценить качество таких моделей и, в конечном счёте, принимать более обоснованные решения как для принципала, так и для его контрагентов.

Ключевые слова: финансовые показатели, метрики, отчетность, принципал, прогнозирование, гарантии.

THE IMPORTANCE OF THE FINANCIAL INDICATORS OF THE PRINCIPAL'S STATEMENTS FOR PREDICTING THE PROBABILITY OF DISCLOSURE OF THE GUARANTEE

Annotation. The article is devoted to the study of the importance of financial indicators of the principal's statements for predicting the probability of disclosure of the guarantee. It is noted that financial indicators such as net profit, liquidity, asset turnover, debt level and others provide in-depth information about the financial condition of the company. The author analyzes the significance of financial reporting indicators for the probability of presenting a guarantee. In conclusion, the author concludes that the importance of the financial indicators of the principal's statements for predicting the probability of disclosure of the guarantee cannot be overestimated. A comprehensive analysis of these indicators, using both classical statistical methods and modern approaches in machine learning, allows you to create more accurate and reliable forecasting models. The use of metrics such as AR helps to assess the quality of such models and, ultimately, make more informed decisions for both the principal and his counterparties.

Keywords: financial indicators, metrics, reporting, principal, forecasting, guarantees.

Цель исследования - оценить степень влияния финансовых показателей деятельности на вероятность раскрытия банковской гарантии для возможности принятия решения о выдаче/отказе гарантии без запроса финансовой отчётности у клиента. Для достижения цели проанализированы имеющиеся статистические данные на предмет выявления зависимостей между различными показателями деятельности и фактом предъявления гарантий к оплате.

Основная гипотеза заключается в подтверждении зависимости риска предъявления банковской гарантии к оплате от показателей отчётности

принципала. Объектом исследования выступает клиент – юридическое лицо, составляющее бухгалтерскую отчетность по формам 1 и 2 и обратившееся за банковской гарантией на исполнение государственного контракта, заключаемых в соответствии с федеральными законами «О контрактной системе в сфере закупок товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд» от 05.04.2013 № 44-ФЗ (далее также 44-ФЗ), «Фонде содействия реформированию жилищно-коммунального хозяйства» от 21.07.2007 № 185-ФЗ ((далее также 185-ФЗ)) и «О закупках товаров, работ, услуг отдельными видами юридических лиц» от 18.07.2011 №223-ФЗ (далее также 223-ФЗ).

Предметом является оценка способности исполнить гарантируемое обязательство, выраженная через вероятность предъявления банковской гарантии.

В ноябре 2025 г. Банк России опубликовал Пресс-релиз «Меры поддержки банков в 2025 году: завершение, временное продление, интеграция в регулирование» в котором объявлено о расширении границы с 50 млн руб. до 100 млн руб. для включения ссуд (требований, УОКХ) компаний, являющихся субъектами малого и среднего предпринимательства, в портфель однородных ссуд (требований, УОКХ) оцениваемых на основе внутрибанковских оценок кредитоспособности. Данное решение позволяет расширить возможность применения модельных оценок при оценке риска раскрытия банковской гарантии и уменьшить количество требуемых для оценки и формирования резервов документов. Возникает логичный вопрос можно ли отказаться от отчётности принципала и оценивать риска раскрытия банковской гарантии без учёта финансовых показателей деятельности[1].

Гарантия — это обязательство, по которому одна сторона обеспечивает выполнение обязательств другой стороны. Она может быть как прямой (например, банковская гарантия), так и косвенной (например, гарантии, предоставляемые учредителями). Для компаний раскрытие гарантий может

быть связано с обязательствами по долгам, контрактами или другими финансовыми обязательствами.

Финансовые показатели, такие как чистая прибыль, ликвидность, оборачиваемость активов, уровень задолженности и другие, предоставляют глубокую информацию о финансовом состоянии компании. Они позволяют:

1. Оценить стабильность и финансирование компании: высокий уровень ликвидности и низкий уровень задолженности свидетельствуют о том, что компания может легко выполнять свои обязательства без необходимости активного привлечения дополнительных средств. Это, в свою очередь, снижает вероятность раскрытия гарантии[2].

2. Прогнозировать кредитоспособность: финансовые показатели помогают кредиторам и инвесторам оценить способность компании исполнять свои обязательства. Например, высокая оборачиваемость активов может указывать на эффективное управление ресурсами, что уменьшает риски, связанные с гарантиями.

3. Определить рыночную позицию: сравнение финансовых показателей с конкурентами позволяет выявить сильные и слабые стороны компании. Это может оказать влияние на то, как потенциальные кредиторы и партнеры воспринимают риски, связанные с чем-либо, включая гарантии.

По имеющимся статистическим данным, всего зафиксировано 101 случай предъявления гарантий, что составляет 2% от общей выборки. Из них 55 случаев (1,1% выборки) имеют непогашенное требование по регрессу. Это свидетельствует о низком уровне дефолтов, характерном для бизнеса электронных банковских гарантий, в частности, гарантий исполнения контрактов и возврата авансов. Естественно, такой низкий процент дефолтов создает определенные сложности для анализа данных. В случае выбора события дефолта как наличия непогашенных требований по регрессу, исследуемая выборка существенно уменьшается, что может негативно сказаться на качестве модели[3].

Снижение количества «таргетов» для построения модели приводит к важным последствиям. Во-первых, ограниченная выборка может затруднить обучение моделей, поскольку недостаточное количество примеров дефолта снижает возможность выявления закономерностей. Таким образом, модели могут стать менее точными и надежными. Во-вторых, это может привести к повышению риска принятия неправильных решений, что в свою очередь может дорого обойтись бизнесу в виде потерь или упущенных возможностей.

Учитывая указанные риски, в качестве события дефолта применён факт предъявления гарантии, а не наличие непогашенных требований по регрессу. Такой подход позволяет увеличить объем данных, используемых для обучения модели, и тем самым повысить ее исследовательскую значимость. Такое решение имеет несколько преимуществ:

1. Расширение выборки. Увеличивая количество «таргетов», мы способствуем повышению точности прогноза и улучшению общего качества модели.

2. Улучшение информативности модели. Данные о предъявлении гарантий могут содержать информацию о различных аспектах сделок, которая, в свою очередь, может способствовать более глубокому пониманию факторов, влияющих на вероятности дефолта.

Вся финансовая информация в отчетности принципала используется для создания прогностических моделей, которые помогают в оценке вероятности раскрытия гарантии. Так, многие аналитики используют следующие подходы:

1. Коэффициенты и индексы: анализ различных финансовых коэффициентов, таких как коэффициент текущей ликвидности, коэффициент покрытия и другие, позволяет понять, насколько финансовое положение компании устойчиво. Компании с низкими показателями могут увидеть высокий риск раскрытия гарантий.

2. Сравнительный анализ: сравнение с наружными стандартами и бенчмарками помогает определить, насколько финансовые показатели

компании соответствуют общепринятым нормам. Низкие результаты относительно рынка могут сигнализировать о высоком уровне рисков.

3. Статистические модели: с использованием регрессионного анализа и теории вероятностей можно построить модели, которые будут предсказывать вероятность раскрытия гарантии на основе исторических данных и текущих показателей.

В процессе анализа финансовых данных часто возникает необходимость в сравнении различных объектов или периодов. Однако, абсолютные показатели могут значительно варьироваться в зависимости от масштаба, что усложняет аналитические выводы. Чтобы избежать этого, в современном финансовом моделировании предпочтение отдается относительным показателям. Это позволяет более точно оценить ситуацию и выявить закономерности, не зависящие от размеров анализируемых компаний или временных рамок[4].

Для описания крупности контракта относительно собственного капитала организации в анализе была введена расчётная переменная, именуемая *Sum_to_cap*. Эта переменная представляет собой отношение суммы гарантии к величине собственного капитала компании (чистых активов). Анализ этого показателя дает возможность понять, насколько значительным является контракт для компании, с точки зрения её финансовых возможностей и устойчивости.

Относительные показатели позволяют более корректно оценивать риски и финансовое здоровье организаций. При использовании абсолютных величин, таких как общая сумма гарантий, может возникнуть ситуация, когда показатели одной компании кажутся существенно выше, чем у другой, лишь по причине различий в масштабах её операций. Однако это может не отражать реальное положение дел. Например, компания с большими оборотами может иметь большие обязательства, но это не всегда означает более высокий уровень риска, если её собственный капитал также велик[5].

В процессе проведения анализа значимости финансовых показателей отчётности на вероятность предъявления гарантии, были отобраны следующие переменные:

1. КТЛ
2. Кавт
3. Ксос
4. К_кр_долг_ЧА
5. РВ
6. РК
7. КодОтр

8. FZ (Федеральный закон) — переменная, указывающая на федеральный закон для исполнения контракта в рамках которого необходима гарантия. Определяемая по следующему правилу: '185-ФЗ' – 1, '223-ФЗ' - 2, '44-ФЗ' – 4

9. Sum_to_cap — как обсуждалось выше, характеризует крупность контракта в контексте собственного капитала.

В рамках исследования были построены несколько моделей, используя различные подходы:

1. Логистическая регрессия (LogisticRegression из scikit-learn) - простая и интерпретируемая модель, подходящая для бинарной классификации. Она позволяет оценить, как различные финансовые показатели влияют на вероятность раскрытия гарантии.

2.*Дерево решений (DecisionTreeClassifier из scikit-learn) - визуализируемая модель, которая делает выводы на основе последовательных вопросов о значениях показателей. Для улучшения гиперпараметров использовались алгоритмы `cross_val_score` и `GridSearchCV`.

3. Метод опорных векторов (SVC из scikit-learn) - мощный метод классификации, который создает оптимальную гиперплоскость для разделения классов. Он хорошо работает с многомерными данными, но требует тщательной настройки параметров.

4. Случайный лес (RandomForestClassifier из scikit-learn) - ансамблевая модель, объединяющая результаты нескольких деревьев решений, что позволяет улучшить обобщающую способность и снизить риск переобучения. Также для этой модели использовались `cross_val_score` и `GridSearchCV` для оптимизации.

5. Градиентный бустинг (GradientBoostingClassifier из scikit-learn) - еще одна мощная ансамблевая модель, которая использует последовательное обучение слабых моделей для формирования сильной..

6. XGBoost (XGBClassifier из XGBoost) - один из самых популярных алгоритмов для задач классификации и регрессии, обеспечивающий высокую производительность и точность.

7. CatBoost (Categorical Boosting) является одной из самых современных и эффективных библиотек для градиентного бустинга. Она предназначена для работы с категориальными данными и предоставляет пользователю мощные инструменты для построения предсказательных моделей. Среди ряда алгоритмов, представленных в CatBoost, CatBoostClassifier выделяется как отличный выбор для задач классификации.

Метрика AR (Accuracy Rate) – это один из ключевых критериев оценки качества построенной модели прогнозирования. Она характеризует точность предсказаний модели в различной степени сложностей и позволяет оценить, насколько успешно модель справляется с задачей выявления вероятности раскрытия гарантии. Высокое значение метрики AR указывает на то, что модель хорошо сегментирует объекты на классы (например, вероятные и маловероятные случаи раскрытия гарантии). Однако стоит помнить, что следует учитывать также другие метрики, такие как ROC-AUC, Precision и Recall, чтобы получить более полное представление о качестве модели[6].

Таким образом, значимость финансовых показателей отчётности принципала для прогнозирования вероятности раскрытия гарантии трудно переоценить.

Метрика AR по построенным моделям:

SVC AR train = -0.34208360192393517
DTC AR train = 0.8221996330639163
RFC AR train = 0.9133733326721871
LogReg AR train = 0.24327862349382645
xgboost AR train = 0.9999999999999998
GBC AR train = 1.0
catboost AR train = 0.9419546784350674

SVC AR test = -0.31131580481548415
DTC AR test = 0.41642861307059986
RFC AR test = 0.4736780738063313
LogReg AR test = 0.2969159913717716
xgboost AR test = 0.4065469597155016
GBC AR test = 0.4621203288054567
catboost AR test = 0.5324870285081325

Комплексный анализ этих показателей, с применением как классических методов статистики, так и современных подходов в машинном обучении, позволяет создавать более точные и надёжные модели прогнозирования. Таким образом, развитие аналитических подходов и методов прогнозирования в финансовом менеджменте становится актуальной задачей для повышения устойчивости бизнеса и минимизации финансовых рисков.

Список источников:

1. Меры поддержки банков в 2025 году: завершение, временное продление, интеграция в регулирование // БАНК РОССИИ // https://cbr.ru/press/pr/?file=638681241308439649BANK_SECTOR.htm
2. Лайпанова З. М., Лайпанов А. Б. Финансовая отчетность организации: правила составления, форма и анализ // Тенденции развития науки и образования. 2023. № 93-3. С. 104109.

3. Шапорева Т. С. Методы и особенности финансового прогнозирования предприятия // NovalInfo. 2023. № 136. С. 35-37.
4. Современный стратегический анализ: учебное пособие / П.В.Иванов [и др.]; под ред. П.В. Иванова. – Ростов н/Д: Феникс, 2014 г. – 589, [1] с.: ил. – (Высшее образование).
5. Вернер К.В., Мартынова Т.А. Методы прогнозирования статей финансовой отчетности организации. В сборнике «Современное состояние экономики России: проблемы и перспективы» / Под ред. Д-ра экон. Наук, проф. М.Б. Щепакина. – Краснодар: Изд. КЦНТИ, 2011. – Том 1. – 185-188 с.
6. Тухтаева, Х. Ю. Прогнозирование основных финансовых показателей как элемент системы бизнес-планирования на предприятии / Х. Ю. Тухтаева. — Текст : непосредственный // Молодой ученый. — 2022. — № 2 (397). — С. 132-137. — URL: <https://moluch.ru/archive/397/87814/> (дата обращения: 14.12.2024)