

Экономический журнал ВШЭ. 2019. Т. 23. № 3. С. 418–443.  
*HSE Economic Journal*, 2019, vol. 23, no 3, pp. 418–443.

## Прогнозирование банкротства авиакомпаний: глобальный рынок

**Бородин А.И., Пятанова В.И., Яшин А.В.**

Авиакомпании подвержены множеству внутренних и внешних рисков, а также оказывают значительное влияние на мировую экономику, отвечая за мобильность населения и движение грузов. Несмотря на значимую роль, отрасль гражданских авиаперевозок является низкомаржинальной, а финансовая устойчивость авиакомпаний часто находится под угрозой.

С начала осени 2019 г. в Европе растет число авиакомпаний-банкротов. Так, количество перевозчиков, заявивших о неспособности исполнять обязанности перед клиентами из-за финансовых проблем, в первом месяце осени достигло пяти авиакомпаний: «Thomas Cook Airlines» и «Thomas Cook Airlines Scandinavia», «Aigle Azur», «XL Airways», «Adria Airways».

Ввиду значительного числа банкротств авиакомпаний и негативных последствий, связанных с их дефолтами, стоит вопрос определения эффективных методов по прогнозированию вероятности банкротства для применения превентивных мер контролирующими органами и заинтересованными лицами. Авторами работы были исследованы методики предсказания банкротств предприятий, с акцентом на авиакомпанию, и произведено сравнение классической логит-модели и байесовской квантильной регрессии на данных из отчетности авиакомпаний за 2009–2018 гг. В исследовании впервые рассматривается возможность применения математических моделей для прогнозирования на глобальном рынке авиаперевозок, агрегируя компании по трем укрупненным географическим регионам. Итогом работы является модель, учитывающая в себе показатели Net Income, Quick ratio, коэффициент загрузки, оборачиваемость активов и географическую принадлежность компании, дающая точность предсказания до 90%. Данная модель, учитывающая ограниченный набор финансовых и операционных метрик, легко может быть

---

**Бородин Александр Иванович** – д.э.н, профессор кафедры финансового менеджмента Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. E-mail: aib-2004@yandex.ru

**Пятанова Виктория Ивановна** – к.э.н, зав. кафедрой финансового менеджмента Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. E-mail: vpiatanova@mail.ru

**Яшин Антон Владимирович** – магистр факультета мировой экономики и мировой политики Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики». E-mail: antonyashin.v@gmail.com

Статья поступила: 11.06.2019/Статья принята: 11.09.2019.

применена контролирующими органами и другими заинтересованными сторонами (контрагентами) для преждевременного выявления дефолтов авиакомпаний ввиду простоты реализации и доступности большинства данных в открытом доступе без подключения к специализированным базам данных.

**Ключевые слова:** прогнозирование; банкротство; авиакомпания; логит-модель; байесовская квантильная регрессия; глобальный рынок.

**DOI:** 10.17323/1813-8691-2019-23-3-418-443

## 1. Введение

Отрасль гражданской авиации играет важную роль в жизни любого государства, отвечая за развитие мобильности населения и рост благосостояния страны. Ввиду высокой ответственности, связанной с безопасностью жизни людей, а также значительным вкладом в мировую экономику, данная индустрия и ее аспекты представляют научный интерес. Уже на 2014 г. отрасль гражданской авиации составляла 3,5% мирового ВВП, каждый день обслуживая 104 тыс. рейсов и перевозя 9,8 млн человек<sup>1</sup>. По данным международного агентства IATA, рынок гражданской авиации ожидает дальнейший рост, а к 2036 г. прогнозируется двукратный рост пассажиропотока (до 7,8 млрд пассажиров в год)<sup>2</sup>.

Отрасль гражданских авиаперевозок является низкомаржинальным бизнесом – компании подвержены множеству рисков: изменения цены на топливо, валютных курсов, внешних эффектов и др. Все это влияет на устойчивость авиакомпаний и их способность выполнять свои обязательства. Если посмотреть на статистику, то можно обнаружить значительное количество авиакомпаний, прошедших процедуру банкротства за последние 10 лет, при этом большинство банкротств стало неожиданностью как для потребителей продукта, так и для авиационных властей. В свою очередь отказ от выполнения обязательств приводит к серьезным последствиям: необходимости вывоза пассажиров и финансирования перевозок, решению вопросов расчетов с кредиторами, трудоустройства сотрудников и др.

Основываясь на примерах последних четырех лет, можно оценить ущерб от банкротства крупных игроков рынка авиаперевозок. В 2015 г. разорилась одна из крупнейших авиакомпаний России – «Трансаэро», оставив за собой невыполненное обязательство в перевозе около 650 тыс. пассажиров и 12 тыс. сотрудников<sup>3</sup>. В 2017 г. произошло банкротство «Вим-Авиа», из-за чего возникла необходимость в экстренном поиске способа вывоза 39 тыс. туристов из-за рубежа. Также стоит отметить, что, по данным на сентябрь 2017 г., «Вим-Авиа» было продано 196,6 тыс. билетов<sup>4</sup>.

Не только российские авиаперевозчики сталкиваются с финансовыми проблемами. В 2017 г. разорилась британская авиакомпания «Monarch», вследствие чего 110 тыс. чело-

<sup>1</sup> См.: [https://aviationbenefits.org/media/149668/abbb2016\\_full\\_a4\\_web.pdf](https://aviationbenefits.org/media/149668/abbb2016_full_a4_web.pdf)

<sup>2</sup> См.: <http://www.iata.org/pressroom/pr/Pages/2017-10-24-01.aspx>

<sup>3</sup> См.: [http://www.bbc.com/russian/russia/2015/10/151002\\_russia\\_transaero\\_qanda](http://www.bbc.com/russian/russia/2015/10/151002_russia_transaero_qanda)

<sup>4</sup> См.: <https://www.rbc.ru/business/26/09/2017/59ca54ed9a79475c3ef3a55a>

век остались в затруднительном положении, а также около 860 тыс. человек вынуждены были искать альтернативный транспорт<sup>5</sup>. Также за последний год разорились и другие европейские перевозчики: «Air Berlin», «Alitalia» и «WOW Air».

Вышеперечисленные факты свидетельствуют о наличии проблемы и необходимости исследования вопроса прогнозирования финансовой устойчивости авиакомпаний, а также детерминант, оказывающих на него влияние. Первостепенной задачей является анализ практик по применению прогностических моделей предсказания дефолта в других индустриях и выявление основных риск-факторов для авиакомпаний. Анализ практик позволит сформировать выводы касательно наиболее перспективных подходов к прогнозированию вероятности дефолта и применить их к индустрии гражданских авиаперевозок.

В статье проведено исследование по вопросам прогнозирования банкротства авиакомпаний до уровня глобального рынка авиаперевозок и сравнение моделей прогнозирования вероятности дефолта, также рассмотрены преимущественно крупные авиакомпании, осуществляющие международные перевозки.

## 2. Обзор литературы

### 2.1. Предсказание вероятностей дефолта авиакомпаний

На тему банкротства авиакомпаний, а также факторов, влияющих на вероятность наступления дефолта, написан ряд работ. В научной литературе присутствуют кейс-стади, которые проверяют возможность отследить банкротство отдельных компаний на начальном этапе. Также написан ряд работ по поиску наиболее значимых факторов, влияющих на вероятность дефолта.

В работе [Yusof, Jaffar, 2017] проводится анализ вероятности дефолта «Малазийских авиалиний» на горизонте 2009–2013 гг., когда компания подверглась серьезным внешним шокам. Авторы применяют KMV-Merton-модель, используя финансовые показатели компании:

- рыночная стоимость капитала;
- бухгалтерская стоимость обязательств (текущие обязательства + половина долгосрочных обязательств);
- рыночная стоимость активов (рыночная стоимость капитала + бухгалтерская стоимость обязательств);
- ставка роста (рассчитывается через метод непрерывного роста ожидаемой доходности активов);
- волатильность активов.

Авторы работы [Yusof, Jaffar, 2017] делают вывод, что наиболее значимыми факторами для предсказания вероятности дефолта являются волатильность активов и леве-ридж. Их рост приводит к большей вероятности дефолта.

Колт и др. [Kolte, Capasso, Rossi, 2017] применяют статистику Альтмана (Z-score) для анализа финансового состояния «Kingfisher airlines». Стандартная модель предполагает использование нижеперечисленных факторов для расчета статистики:

---

<sup>5</sup> См.: <http://www.businessinsider.com/british-airline-goes-bankrupt-leaving-travelers-stranded-2017-10>

- рабочий капитал/совокупные активы;
- нераспределенная прибыль/совокупные активы;
- EBIT/совокупные активы;
- рыночная капитализация/совокупные обязательства;
- продажи/совокупные активы.

Однако данная методика имеет недостаток: она не показывает вероятность банкротства, а только свидетельствует о предбанкротном состоянии компании.

Дополнительно авторы работы высчитывают «Piotroski F-Score» для проверки финансового здоровья компании. Для расчета используются следующие показатели:

- отдача от совокупных активов;
- изменения в ROA;
- денежный поток от операций;
- CFO/ТА;
- изменения в прибыли;
- изменения в Asset Turnover Ratio;
- изменения в Debt Equity Ratio;
- изменения в Current Ratio;
- изменения в выпуске акций.

Авторы утверждают, что благодаря данной методике было возможным предсказать банкротство «Kingfisher airlines». Одной из причин финансовых неудач авиакомпании является сильный рост авиапарка, необеспеченный ростом пассажиропотока.

Использование статистики Альтмана для определения финансового положения авиакомпаний также отмечается в работе [Hsu, 2017] на примере «American Airlines» и «Southwest Airlines».

Полноценное моделирование вероятности банкротств для ряда авиакомпаний приводится в работе [Chiuling, Shawing, Huang, 2015]. Авторами исследуются американские авиаперевозчики на данных за период 1990–2011 гг. В качестве сравниваемых моделей используются байесовская квантильная регрессия, стандартная логит-модель и бинарная квантильная регрессия. Среди наиболее точных индикаторов финансового состояния компаний авторы выделяют следующие показатели:

- логарифм совокупных активов;
- ликвидные активы/расходы на операционную деятельность (Quick assets to expenditure for operation);
- прирост в выручке;
- рабочий капитал/совокупные активы.

На основе CAP (Cumulative accuracy profile) и Brier score выбирается наилучшая модель для прогнозирования банкротства авиакомпаний. В заключение авторы приходят к выводу, что байесовская квантильная регрессия наиболее точно описывает вероятность банкротства. Большинство обанкротившихся компаний имели высокие показатели активов, но плохие показатели по росту выручки и рабочего капитала. Совокупные активы положительно и значимо влияют на вероятность банкротства, в то время как ликвидные активы, рост выручки и рабочего капитала оказывают негативное влияние.

Среди отечественной научной литературы можно отметить работу [Богданова, Баклакова, 2008] по анализу российского рынка авиаперевозок. На основе данных за период 1998–2005 гг. авторами выделяются два подхода к предсказанию дефолта авиакомпаний:

- оценивание финансового состояния компаний на основе кластеризации предприятий, используя интегральные показатели (функции от финансовых показателей);
- регрессионная логит-модель для прогнозирования вероятности банкротства (в основе лежат финансовые показатели: коэффициент ликвидности, рентабельность собственного капитала, оборачиваемость активов, использование краткосрочных обязательств для финансирования активов).

Исходя из приведенного обзора можно заключить, что анализ прогностических моделей для авиакомпаний проводился различными исследователями. Выделяется несколько основных недостатков, присущих авторам работ:

- методики, основанные на сложных моделях и требующие выгрузки большого числа данных, не обладают масштабируемостью;
- Z-score является упрощенной моделью, не учитывающей индустриальной специфики;
- рассмотренные подходы не применялись для глобального рынка и не учитывали региональную специфику.

Далее рассмотрим основные риски, присущие авиакомпаниям, для учета индустриальной специфики в данном исследовании.

## 2.2. Риски авиакомпаний

Как упоминалось ранее, авиакомпании подвержены множеству внутренних и внешних рисков. Для полноценного анализа вопросов, связанных с вероятностью дефолта, необходимо понимание детерминант, воздействующих на бизнес авиакомпаний.

В работе [Muck, Rudolf, 2005] исследуется подверженность рыночным рискам «United Airlines», «Qantas», «Lufthansa». Авторы анализируют бэкграунд авиакомпаний и рассчитывают показатель «Earnings at Risk», используя метод симуляций Монте-Карло. Основные риск-факторы – изменения валютного курса и цен на авиакеросин.

Влияние рыночных риск-факторов на цены акций авиакомпаний были исследованы в работе [Loudon, 2004] на примере «Qantas» и «Air New Zealand». Вывод авторов состоит в том, что доходность акций данных авиакомпаний незначимо зависит от изменений валютного курса или процентных ставок в краткосрочном периоде, а также негативно зависит от цен на топливо.

Исходя из вышеперечисленных работ мы можем заключить необходимость исследования применения внешних показателей в модели предсказания вероятностей дефолта.

В работе [Lee, Ноу, 2012] применяется пятифакторная АРМ-модель (Asset-pricing model) для анализа авиакомпаний Северной Америки, Европы и Азии за период 1990–2010 гг. Авторы используют следующие индикаторы:

- совокупные активы (показатель размера);
- коэффициент срочной ликвидности (Quick ratio) (показатель ликвидности);
- рентабельность активов (показатель прибыльности);
- долг/активы (финансовый леверидж);
- процентное изменение ЕБИТ/процентное изменение выручки (операционный леверидж);
- рост ЕБИТ в % (рост);
- затраты на аренду (операционная аренда).

Проанализировав данные, авторы работы [Lee, Ноу, 2012] приходят к выводу, что риск в североамериканских авиакомпаниях положительно зависит от операционного левериджа и показателя прибыльности. Одновременно с этим европейские и азиатские авиакомпании также имеют положительную зависимость с операционным левериджем, но негативную с ростом доходов. Для азиатских авиалиний наиболее важный риск-фактор – размер (активы). Рост доходов значим только для государственных авиакомпаний.

Данные выводы дают понимание влияния региональных особенностей в разрезе предсказания вероятности дефолта.

Качественный анализ факторов, приводящих к банкротству авиакомпаний, произведен в работе [Suharto Abdul Majid, Sucherly, Umi Kaltum, 2016]. Используя методологию интервью с экспертами, авторы анализируют рынок индонезийских авиакомпаний после дерегуляции отрасли 2001–2010 и 2011–2015 гг. В результате авторы выделяют внутренние факторы (качество и квалификация менеджмента; опыт сотрудников) и внешние факторы (изменения государственной политики; макроэкономических условий; рыночных риск-факторов) как основные причины банкротств.

К похожему выводу приводит исследование турецкого рынка авиаперевозок [Battal, Kiraci, 2015]. Авторы отмечают, что за 30 лет развития индустрии в стране 46 компаний прошли процедуру банкротства. Среди причин выделяют: неправильную политику и ошибки в планировании менеджмента; ошибки государства в регулировании и законодательстве; дискриминацию в пользу крупного авиаперевозчика – «Турецких авиалиний».

Таким образом, исследуя вопрос построения модели предсказания банкротства авиакомпаний, следует обращать внимание не только на внутренние факторы – финансовые показатели, но и на внешнюю среду. Подробное исследование риск-факторов авиакомпаний проводят рейтинговые агентства, к изучению методик которых мы обратимся в следующем разделе.

### 2.3. Методологии рейтинговых агентств

Наиболее широкий анализ деятельности предприятий проводят рейтинговые агентства.

Компания DBRS включает в оценивание две составляющие: оценку бизнес-риска и оценку финансового риска<sup>6</sup>. В оценивание первого показателя включаются следующие факторы.

- Операционная эффективность (структура, уровень и гибкость в управлении операционными издержками. Возможность компании контролировать такие показатели как: расходы на топливо, труд, продуктивность менеджмента и загрузка самолетов).
- Флот авиакомпании (является ли он современным; программа обновления флота; находится ли в собственности/взята в лизинг и на какой срок).
- Диверсификация бизнеса (возможность летать в разные страны; использование непассажирских источников доходов; code-sharing соглашения, состоит ли в альянсе).
- Маршрутная сеть (прибыльность; доступ к рынкам; наличие слотов в аэропортах).
- Репутация компании, суверенный риск и корпоративное управление.

---

<sup>6</sup> Dominion Bond Rating Service. Rating Companies in the Airline Industry 02.2017.

Также выделяют дополнительные факторы:

- агрессивность в отношении планов по росту (закупка самолетов);
- хеджирование по топливу;
- регулирование отрасли;
- чувствительность к изменению валютного курса.

Для оценки финансового риска компания использует следующие факторы:

- отношение денежного потока к долгу;
- отношение долга к EBITDA;
- отношение EBITDA к процентным расходам;
- отношение долга к капиталу.

Стоит отметить, что DBRS преимущественно использует прогнозные значения финансовых показателей. Также выделяют дополнительные факторы, влияющие на рейтинг:

- выручка на место-милю;
- операционные издержки на место-милю;
- фактор загрузки.

Standard & Poors также оценивают бизнес-риски и финансовые риски<sup>7</sup>. Их методика выделяет следующие детерминанты риска:

- барьеры для входа в отрасль;
- тренд маржи прибыли и риски, связанные с изменением темпов роста;
- изменения в стоимости топлива;
- страновой риск;
- конкуренция и конкурентные преимущества компании;
- маршрутная сеть;
- репутация компании;
- диверсификация бизнеса;
- операционная эффективность.

Среди финансовых показателей аналитики исследуют:

- Cash flow/leverage;
- (FFO + Interest)/Cash Interest;
- EBITDA/Interest;
- FFO/долг;
- долг/EBITDA;
- и другие.

Компания «The Airline Analyst» основывает свои оценки на исторических данных<sup>8</sup>. С целью составить представление о финансовой стабильности (силе) авиакомпании аналитики агентства используют следующие показатели:

- средний возраст авиапарка;
- EBITDAR/совокупная выручка;
- EBITDAR/(чистые расходы по процентам + стоимость аренды самолетов);
- свободные денежные средства;
- Adjusted Net Debt/EBITDAR.

<sup>7</sup> Standard and Poors. Key Credit Factors For The Transportation Cyclical Industry. 02.2014.

<sup>8</sup> The Airline Analyst. TAA Financial Ratings Methodology. 03.2013.

Аудиторская компания «Jadec» из Германии уже несколько лет публикует рейтинг 100 наиболее безопасных авиакомпаний мира из разных стран. «Jadec» проводит анализ всех глобальных перевозчиков на воздушном транспорте<sup>9</sup>. При составлении рейтинга «Jadec» ориентируется на «Safety Risk Index», опирающийся на такие показатели, в числе которых:

- общее число катастроф и их последствия;
- особенности рабочих условий (инфраструктура аэропортов, климатическая зона и пр.);
- результаты деятельности авиаперевозчиков (возраст воздушных судов, маршруты, показатели аудита IOSA и ICAO).

Часть экспертов обвиняют авторов индекса в несостоятельности, ведь они обосновывают выводы на анализе уже свершившихся событий и текущих оперативных данных прошедшего времени, будучи не в силах предоставить объективные сведения о будущей безопасности и рисках для пассажиров. Однако более совершенного критерия, чем «Safety Risk Index», пока не придумали, а поскольку он включает в себя анализ 33 различных факторов, то на текущий момент – это лучший ответ на довольно сложный вопрос относительно безопасности полетов самолетами гражданской авиации.

Исходя из анализа методик можно сделать вывод о том, что крупные рейтинговые агентства схожим образом подходят к анализу факторов для присвоения кредитных рейтингов. Анализ методологий рейтинговых агентств подтвердил валидность вышеперечисленных исследовательских работ на практике.

#### 2.4. Подходы к моделированию вероятности дефолтов

Рассмотрим используемые в современной литературе подходы к определению вероятности банкротств и факторов, влияющих на нее, в отрыве от авиационной индустрии.

В работе [Alaminos et al., 2016] используется модифицированная логистическая регрессия для построения модели предсказания банкротств с целью создания унифицированной модели независимо от региона деятельности компании. Авторы приходят к выводу о преимуществе глобальной модели предсказаний над региональными и используют следующие финансовые показатели:

- Current assets/Current liabilities;
- Working capital/Total assets;
- EBIT/Total assets;
- Sales/Total assets;
- Total debt/Total assets;
- Current assets/Total assets.

В работе [Deron Liang et al., 2016] авторы рассматривают, как комбинация финансовых ставок и показателей корпоративного управления влияют на предсказание банкротства компаний. Авторы используют модели, основанные на методе машинного обучения для предсказаний:

- метод опорных векторов (SVM);
- метод k-ближайших соседей (KNN);

---

<sup>9</sup> См.: <https://delen.ru/bankrotstvo/razorivshiesja-aviakompanii.html>



- наивный Байесовский классификатор (NB);
- дерево классификаций и регрессий (CART);
- многослойный перцептрон (MLP).

В данном исследовании интересны факторы, используемые авторами в моделях. В работе установлено, что наиболее эффективными инструментами в определении банкротств являются финансовые индикаторы прибыльности и платежеспособности, а среди корпоративного управления – структура совета директоров и структура владения компанией.

В научной литературе приводится множество подходов к определению вероятности банкротства компаний. Каждая из методик имеет свои особенности и предсказательную силу. В работе [Alaka et al., 2018] сравниваются различные инструменты определения вероятности банкротств на основании 13 критериев. Авторы проверяли следующие модели: мультидискриминантный анализ и логистическую регрессию, а также шесть инструментов с использованием искусственного интеллекта – нейросеть, SVM, рассуждения на основе прецедентов, rough sets, дерево решений и генетический алгоритм. Из критериев они использовали: точность, прозрачность результатов, полностью детерминированный результат, размер данных, их дисперсию, метод, используемый для выбора переменных, какой тип переменных можно учитывать и некоторые другие.

Результатом работы является вывод о том, что на основании 13 выбранных критериев никакой из инструментов не является лучшим (абсолютно) среди выбранных (эквивалентны).

Резюмируя анализ литературы, можно сказать, что проблема определения финансового состояния авиакомпаний актуальна и исследуется в научном сообществе. Существует множество методик по определению финансового состояния компаний, которые различаются как по типам применяемых моделей (эконометрика, машинное обучение), так и по учитываемым факторам. Модели могут комбинировать и использовать не только финансовые показатели компаний (прибыльность, ликвидность, долговая нагрузка), но также и ряд операционных факторов, в частности: принадлежит ли компания государству, топливную эффективность авиапарка, маршрутную сеть и др.

### 3. Данные и методология

#### 3.1. Описание выборки

В работе использована выборка, сформированная с помощью базы данных S&P Capital IQ. Авиакомпании подразделяются на региональные и международные. Для исследования были выбраны преимущественно глобальные игроки, осуществляющие международные авиаперевозки между странами, так как дефолты таких компаний оказывают негативное влияние на большее число лиц и событий. Также для исследования привлекались крупные игроки рынка, дефолт которых будет заметен для экономики региона. Критерием «размера» компании является наличие среднемагистрального узкофюзеляжного флота в парке судов, что свидетельствует о наличии ресурсов на эксплуатацию, лизинг, а также спроса на перевозки данной авиакомпанией. Для проверки гипотезы о влиянии регионального фактора (так как каждый регион имеет свои особенности ведения и структуры бизнеса) в выборку также должны попадать компании из различных ук-

рупненных регионов. Выбор компаний обоснован спецификой работы и масштабом деятельности предприятий.

После чистки данных итоговая выборка составила 37 компаний не банкротов и 13 компаний, прошедших процедуру банкротства. В выборку включены компании, как прекратившие операционную деятельность, так и находившиеся на реорганизации. Список авиакомпаний представлен в табл. 1.

Таблица 1.

## Рассматриваемые авиакомпании

Регион	Компания		Год	
	не банкроты	банкроты		
Европа		WOW Air	2018	
	British Airways Plc (UK)	Air Berlin		
	Deutsche Lufthansa Aktiengesellschaft	Monarch Airlines Limited	2017	
	easyJet plc	Air Mediterran*e S. A.	2016	
	KLM Royal Dutch Airlines	Air One S.p.A.	2014	
	Aeroflot – Russian Airlines	Cimber Sterling Group A/S	2011	
	Flybe Group PLC	Open Joint-stock company Transaero Airlines	2014	
	Finnair Oyj	Blue Panorama Airlines	2012	
	UTair Aviation			
	Norwegian Air Shuttle ASA			
	Jet2.com Limited			
	Азия/Тихоокеанский регион	China Eastern Airlines Corporation Limited	Japan Airlines Co., Ltd.	2010
		China Southern Airlines Company Limited	Kingfisher Airlines Limited	2012
Jet Airways (India) Limited		Transasia Airways Corporation	2015	
Singapore Airlines Limited		Skymark Airlines Inc.	2015	
Qantas Airways Limited				
Korean Air Lines Co.,Ltd.				
Cathay Pacific Airways Limited				
AirAsia Berhad				
Air New Zealand Limited				
Air China Limited				
США и Канада	Air Canada	Frontier Group Holdings	2009	
	Alaska Air Group, Inc.	Pinnacle Airlines Corp.	2011	
	Delta Air Lines, Inc.	Republic Airways Holdings	2015	
	Hawaiian Holdings, Inc.	Gulfstream International Group, Inc.	2009–2010	
	WestJet Airlines Ltd.	American Airlines Group Inc.	2011	
	Spirit Airlines, Inc.	Global Aviation Holdings	2012	
	SkyWest, Inc.			
	JetBlue Airways Corporation			
	Chorus Aviation Inc.			
	Great Lakes Aviation, Ltd			

Для каждой из компаний были рассмотрены следующие показатели за 2009–2017 финансовые годы:

- показатели прибыльности компаний;
- показатели долговой нагрузки;
- регион базирования;
- показатели затрат компаний;
- совокупные активы.

На основании показателей мы сформировали базу данных, состоящую из 39 наблюдений по компаниям-банкротам и 312 наблюдений по компаниям не банкротам (для компаний берутся данные за три финансовых года до банкротства).

Стоит дополнительно упомянуть, что в данной работе мы умышленно ограничиваем набор нефинансовых метрик для возможности масштабирования предложенных решений на пользователей с отсутствием доступа к расширенным базам данных по финансовым и операционным показателям компаний.

### 3.2. Обоснование выбора переменных и гипотезы

При выборе регионов для исследования мы руководствовались соображениями наличия компаний, удовлетворяющих нашим критериям, а также наличия среди них компаний-банкротов за данный промежуток времени. В итоге в выборке присутствуют компании из Северной Америки, Европы, Азии и Тихоокеанского региона.

Оборачиваемость активов определяет эффективность их использования компанией. Основными активами авиакомпаний являются самолеты, которые должны производить максимальную отдачу, чтобы поддерживать маржинальность бизнеса. Также можно использовать показатель ROA. Он демонстрирует, насколько эффективно компании генерируют свою выручку по отношению к активам.

Отношение долга к EBITDA демонстрирует способность компании покрывать свой долг. Поскольку закупка самолетов осуществляется за счет предоставления кредитов, данный показатель может сигнализировать как о росте затрат на авиапарк, так и в целом о финансовом состоянии компании.

Коэффициент Current ratio отвечает за способность компании погашать текущие обязательства, в то время как Quick ratio демонстрирует способность компании погашать свои краткосрочные обязательства за счет ликвидных активов. Два данных показателя, связанных с долгом, могут свидетельствовать о наличии проблем у авиакомпании.

Среднегодовая загрузка судов оказывает влияние на бизнес предприятий. От количества проданных билетов зависит доход компании с одного рейса. Поскольку бизнес авиакомпаний низкомаржинальный, компании-банкроты могут быть чувствительны к данному показателю.

Показатели внешней среды (волатильность цен на топливо, волатильность процентных ставок LIBOR) являются основными рисками, присущими авиакомпаниям, и влияют на успешность их функционирования.

В качестве зависимой переменной берется факт банкротства.

Исходя из вышеупомянутых научных работ и выбранных риск-факторов мы будем проверять следующие гипотезы.

- H1: Фактор загрузки судов значимо влияет на вероятность банкротства.

- H2: Региональный фактор повышает качество предсказания модели.
- H3: Комбинация финансовых ставок дает положительные результаты в предсказании банкротств.
- H4: Точность предсказания байесовской квантильной регрессии выше, чем у логит-модели.
- H5: Показатели внешней среды значимо влияют на вероятность банкротства авиакомпаний.

Первая гипотеза выводится из методологий рейтинговых агентств DBRS, S&P, The Airline Analyst. Вторая гипотеза является следствием подтверждения региональных особенностей авиакомпаний в работе [Lee, Ноу, 2012]. Третья и четвертая гипотезы основаны на выводах работы [Chiuling et al., 2015] о качестве предсказаний с использованием финансовых ставок и модели байесовской квантильной регрессии для американского рынка гражданской авиации. Пятая гипотеза основана на методологиях рейтинговых агентств и работе [Suharto Abdul Majid, Sucherly, Umi Kaltum, 2016], исследовавшей банкротства на индонезийском рынке.

### 3.3. Методология исследования

Исследование направлено на создание модели предсказания вероятности банкротств авиакомпаний. В процессе составления регрессионной модели мы отберем четыре наиболее значимых фактора для прогноза. Ограничения на количество факторов накладываются исходя из размеров выборки и целесообразности. При этом в модель должны быть включены факторы, отвечающие за показатели прибыльности авиакомпаний, показатели долговой нагрузки, показатели активов компаний и внешней среды, с целью наиболее полного охвата риск-факторов.

После проведения анализа литературы мы выявили две наиболее подходящие модели для нашего исследования: логит-модель и байесовскую квантильную регрессию. Нашей задачей является построение двух моделей и анализ полученных результатов.

#### 3.3.1. Логит-модель

Модель, используемая для предсказания вероятности события. В качестве зависимой переменной используется индикатор – в нашем случае показатель банкротства, – принимающий значения: единица, если компания была банкротом, и ноль, если компания не была банкротом.

Вероятность возникновения события определяется уравнением

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}},$$

где  $Y_i = X \cdot \alpha + \varepsilon$ ,  $Y$  – зависимая переменная-индикатор;  $X$  – матрица факторов.

Если  $P$  больше выбранного порогового значения, то компания считается банкротом. Данная модель успешно использовалась в работах по предсказанию банкротств как для индустрии гражданской авиации, так и для других отраслей.

### 3.3.2. Байесовская квантильная регрессия

В статье по исследованию американского рынка авиаперевозок авторы, в результате сравнительного анализа, приходят к выводу о высоком качестве применения байесовской квантильной регрессии для прогнозирования банкротств авиакомпаний. Проверим оценки данной модели на глобальном рынке для нашей выборки.

Данный подход интересен для построения модели предсказаний. Во-первых, квантильная регрессия позволяет более точно определять отношения независимых и зависимых переменных, в сравнении с линейной регрессией, за счет возможности исследования различных срезов распределения (квантилей). Также оценки параметров не искажены смещением сдвига условного распределения зависимой переменной. Во-вторых, байесовский подход решает проблемы, возникающие с малой выборкой и возможными зависимостями между переменными, и дает большую точность и возможности для оценки коэффициентов.

Модель бинарного выбора, используемая в квантильной регрессии, строится следующим образом:

$$Y_i = X \cdot \alpha + \varepsilon ,$$

$$Y_i = 1\{Y \geq 0\}.$$

Байесовский подход к бинарной квантильной регрессии был предложен в работе [Benoit, Van den Poel, 2012].

Используется функция распределения

$$f_p(y|\mu, \sigma, \theta) = \frac{\theta(1-\theta)}{\sigma} \exp\left\{-p_\theta\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)\right\},$$

где  $p_\theta(y) = y(\theta - 1(y < 0))$ .

Делается предположение об асимметричном распределении Лапласа латентных переменных, и первоначальная модель бинарного выбора пересматривается исходя из предположения, что

$$Y_i \sim ALD(\mu = X_i'\beta, \sigma = 1, \theta).$$

Далее

$$P(Y_i = 1|X_i, \beta) = 1 - F_{Y^*}(-X_i'\beta).$$

Условное распределение  $Y^*$  задается  $\pi(Y^*|\beta, Y, \theta) \sim ALD(X_i'\beta, 1, \theta)$ , округленное слева нулем, если  $Y_i = 1$ , и справа нулем, если  $Y_i = 0$ .

Таким образом, апостериорное распределение коэффициента  $\beta$  задается

$$\pi(\beta|Y^*, Y, \theta) \propto \pi(\beta) \prod_{i=1}^n F_{Y^*}(Y^*; X_i'\beta, 1, \theta).$$

Для оценки параметров распределения значения генерируются методом Монте-Карло по схеме марковских цепей, используя заданную выборку и квантили. Это позволяет получить наиболее точные оценки.

#### 4. Эмпирическое исследование

Часть эмпирического анализа будет состоять из описательных статистик и выявления закономерностей в используемых переменных для компаний-банкротов и компаний не банкротов. После определения описательных статистик мы перейдем к результатам построения регрессионных моделей предсказания банкротств авиакомпаний.

##### 4.1. Описательная статистика

Исследуемая выборка состоит из компаний трех регионов: Северной Америки, Европы, Азии и Тихоокеанского региона. Данные по количеству наблюдений представлены в табл. 2.

Таблица 2.

Региональное распределение выборки

Регион	Компании	
	банкроты	не банкроты
Северная Америка	16	41
Европа	29	31
Азия и Тихоокеанский регион	16	51
Всего	61	123

Перейдем к исследованию независимых переменных. Показатель оборачиваемости активов, в среднем, у компаний-банкротов выше, чем у здоровых компаний – 1,52 против 1,04 соответственно. Если посмотреть на данный показатель в региональном разрезе, то можно заметить, что это достигается за счет высоких значений на европейском рынке. На других рынках разница составляет порядка 3%. На данном этапе можно заключить, что существенной относительной разницы в эффективности использования активов в среднем не наблюдается, однако примем во внимание «европейский выброс» и то, что стандартное отклонение у компаний-банкротов, в целом, выше. Результаты представлены в табл. 3 и рис. 1.

Коэффициент текущей ликвидности для компаний не банкротов незначительно выше, чем для компаний-банкротов – 0,9 против 0,87 соответственно. В табл. 4 и рис. 2 приведены результаты в региональном разрезе. Можно заметить, что для здоровых компаний Северной Америки и Европы коэффициент текущей ликвидности выше, чем у компаний-банкротов (на 40 и 6% соответственно).

Таблица 3.

## Оборачиваемость активов, описательные статистики

Индикатор	Регион	Среднее	50%	Стандартная ошибка
Не банкрот	Северная Америка	1,07	0,85	0,6
	Европа	1,02	1,02	0,19
	Азия и Тихоокеанский регион	1,04	0,6	1,67
Банкрот	Северная Америка	1,12	0,73	1,34
	Европа	2,13	1,92	1,29
	Азия и Тихоокеанский регион	0,84	0,75	0,34

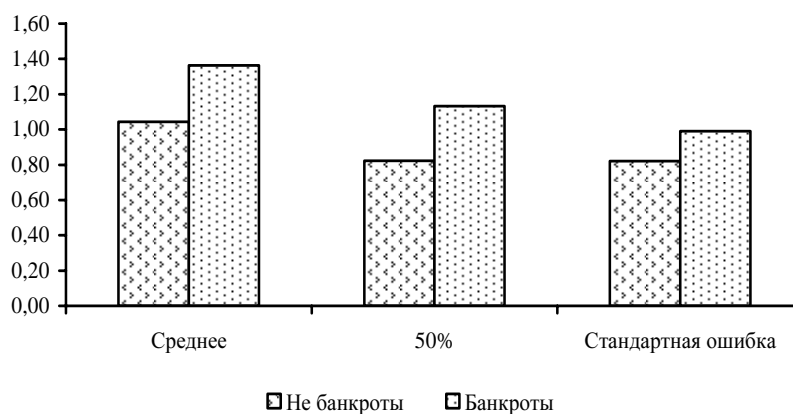


Рис. 1. Оборачиваемость активов, описательные статистики

Таблица 4.

## Current ratio, описательные статистики

Индикатор	Регион	Среднее	50%	Стандартная ошибка
Не банкрот	Северная Америка	1,16	1,08	0,46
	Европа	0,84	0,82	0,31
	Азия и Тихоокеанский регион	0,74	0,71	0,36
Банкрот	Северная Америка	0,83	0,83	0,35
	Европа	0,79	0,64	0,53
	Азия и Тихоокеанский регион	1,07	0,87	0,71

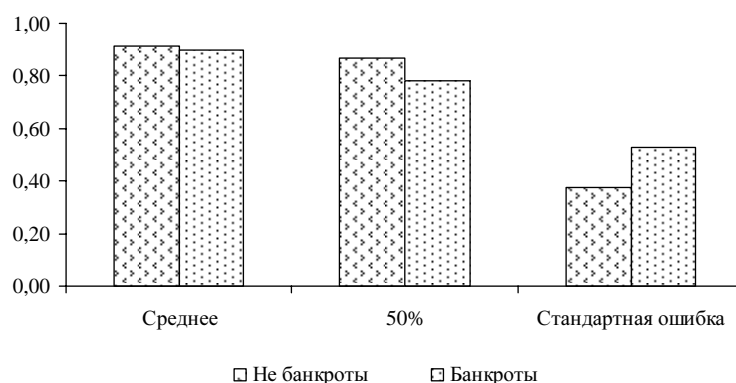


Рис. 2. Current ratio, описательные статистики

Также для компаний-банкротов стандартное отклонение выше, чем для компаний не банкротов.

Описательные статистики по показателю коэффициента быстрой ликвидности представлены в табл. 5. и рис. 3. Для компаний не банкротов среднее значение составляет 0,7 против 0,47 для компаний-банкротов. Это свидетельствует о различиях в возможностях покрывать свои краткосрочные обязательства между успешными и неуспешными авиакомпаниями.

Таблица 5.

Quick ratio, описательные статистики

Индикатор	Регион	Среднее	50%	Стандартная ошибка
Не банкрот	Северная Америка	0,88	0,83	0,38
	Европа	0,63	0,61	0,64
	Азия и Тихоокеанский регион	0,59	0,48	0,59
Банкрот	Северная Америка	0,54	0,55	0,54
	Европа	0,25	0,25	0,25
	Азия и Тихоокеанский регион	0,79	0,57	0,79



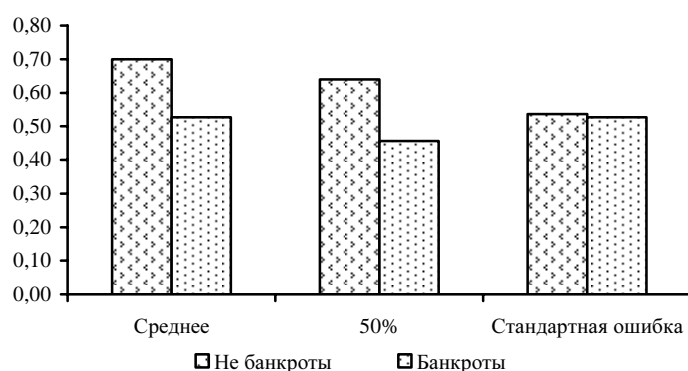


Рис. 3. Quick ratio, описательные статистики

Среднегодовая загруженность самолетов у компаний первой группы выше, чем у компаний-банкротов на 5% (80 против 75%). Это существенное различие для авиационной индустрии ввиду низкой маржинальности бизнеса. Успешные компании проводят эффективную политику, что в свою очередь повышает загруженность судов. Таким образом, потребители, видящие проблемы у авиакомпаний, снижают спрос на ее услуги, ввиду этого падает и фактор загруженности самолетов. Также прослеживается высокая дисперсия данного показателя, что может быть связано с особенностями развития отрасли. Результаты представлены в табл. 6. и рис. 4.

Таблица 6.

**Коэффициент загрузки, описательные статистики**

Индикатор	Регион	Среднее	50%	Стандартная ошибка
Не банкрот	Северная Америка	79,7	83,1	11,9
	Европа	81,0	80,0	6,7
	Азия и Тихоокеанский регион	80,4	80,0	2,2
Банкрот	Северная Америка	75,09	73,45	6,7
	Европа	77,2	75,0	6,5
	Азия и Тихоокеанский регион	72,7	64,96	8,9

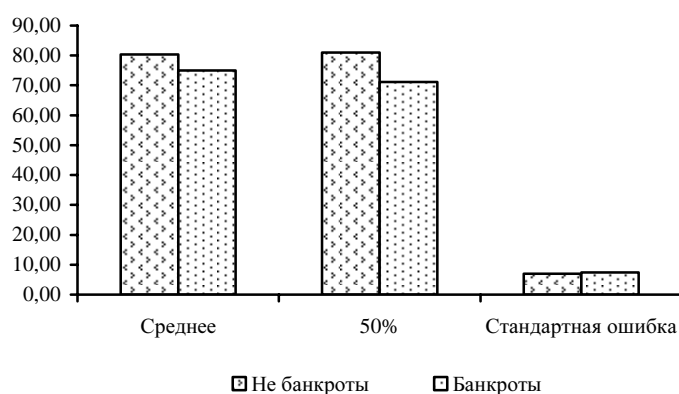


Рис. 4. Коэффициент загрузки, описательные статистики

Финансовый показатель, ROA, также значительно отличается у компаний первой и второй группы. У компаний-банкротов данный показатель в среднем составляет  $-0,89$ , а у не банкротов –  $3$  (табл. 7 и рис. 5). Также, независимо от региона, ROA больше у первой группы. Стоит отметить высокую дисперсию данного показателя для банкротов из азиатского региона.

Таблица 7.

**ROA, описательные статистики**

Индикатор	Регион	Среднее	50%	Стандартная ошибка
Не банкрот	Северная Америка	6,44	6,2	3,3
	Европа	2,5	2,18	3,0
	Азия и Тихоокеанский регион	2,08	2,15	2,5
Банкрот	Северная Америка	1,6	1,76	2,0
	Европа	-2,3	-0,89	5,0
	Азия и Тихоокеанский регион	-0,83	-1,36	10,0

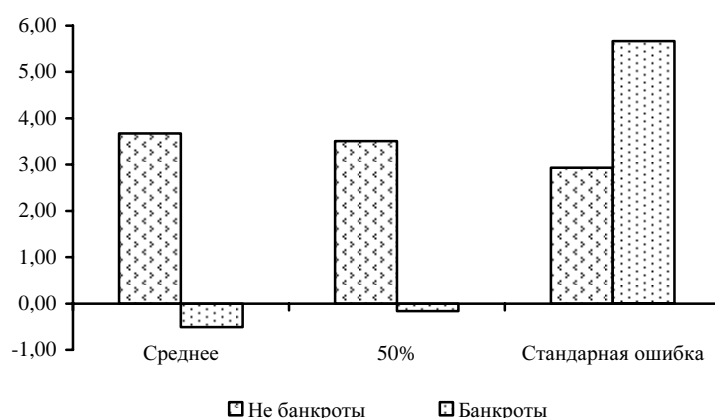


Рис. 5. ROA, описательные статистики

Средний показатель Net Income у компаний-банкротов отрицательный, а средний показатель EBITDA составляет 1197 и 96 для первой и второй групп соответственно. Это вписывается в логику наличия проблем у авиакомпаний-банкротов. Неуспешные компании теряют выручку и/или неэффективно управляют издержками, что приводит к плохим финансовым результатам.

К показателям внешней среды относятся такие факторы как: годовая волатильность цены на нефть марки Brent (одинаковый тренд со стоимостью Platts и керосина), волатильность ставки LIBOR на 3 и 6 месяцев (лизинговые контракты и стоимость заемных средств привязаны к ставкам). Рассчитанные данные по показателям представлены в табл. 8.

Таблица 8.

**Волатильность Brent, Libor 3, Libor 6**

Годы	Brent	Libor (3 мес.)	Libor (6 мес.)
2009	0,028296	0,015946	0,014842
2010	0,016364	0,013237	0,013591
2011	0,018774	0,00498	0,00619
2012	0,014166	0,003206	0,003889
2013	0,010656	0,004184	0,004566
2014	0,01251	0,005271	0,005835
2015	0,02801	0,009755	0,011846
2016	0,027817	0,007453	0,006969
2017	0,015172	0,003934	0,003777

Завершая анализ описательных статистик, проверим выбранные переменные на предмет корреляции. Корреляционная матрица представлена в табл. 9.

Таблица 9.

## Корреляции независимых переменных

	Roa	Turnover	Load	CR	QR	Brent	Libor 6	Libor 3	EBITDA	NI	TDEBIT
Roa	1,00	-0,06	0,26	0,41	0,48	0,02	-0,06	-0,06	0,26	0,32	-0,26
Turnover	-0,06	1,00	-0,13	-0,01	-0,02	0,00	-0,01	-0,02	-0,08	-0,01	-0,01
Load	0,26	-0,13	1,00	-0,03	0,05	-0,05	-0,28	-0,26	0,23	0,14	-0,10
CR	0,41	-0,01	-0,03	1,00	0,78	-0,05	-0,01	-0,02	-0,19	-0,03	-0,09
QR	0,48	-0,02	0,05	0,78	1,00	0,01	0,02	0,01	-0,04	0,07	-0,10
Brent	0,02	0,00	-0,05	-0,05	0,01	1,00	0,63	0,64	0,13	0,15	0,02
Libor 6	-0,06	-0,01	-0,28	-0,01	0,02	0,63	1,00	0,98	-0,05	0,03	0,01
Libor 3	-0,06	-0,02	-0,26	-0,02	0,01	0,64	0,98	1,00	-0,04	0,05	0,03
EBITDA	0,26	-0,08	0,23	-0,19	-0,04	0,13	-0,05	-0,04	1,00	0,72	-0,16
NI	0,32	-0,01	0,14	-0,03	0,07	0,15	0,03	0,05	0,72	1,00	-0,17
TDEBIT	-0,26	-0,01	-0,10	-0,09	-0,10	0,02	0,01	0,03	-0,16	-0,17	1,00

## 4.2. Результаты оценки логит-модели

Проведя итерации с подбором риск-факторов, основываясь на вышеописанной методологии и анализе корреляций между переменными, мы вывели логит-модель для прогнозирования банкротств авиакомпаний. Модель включает в себя следующие независимые переменные: Net Income, оборачиваемость активов, Quick ratio, коэффициент загрузки (load factor). Она значима, и все факторы значимы на пятипроцентном уровне, что свидетельствует о возможности использования ее для анализа (результаты представлены в табл. 10). В процессе построения модели мы случайным образом разделили выборку на обучающую и тестовую в соотношении 70% к 30%. В результате была оценена предсказательная сила. Средняя сила предсказания составляет 77%. Точность предсказания: 80% для банкротов и 76% для не банкротов. Матрица ошибок для логит-модели 1 представлена в табл. 11.

Таблица 10.

## Результаты оценки логит-модели 1

Переменная	Коэффициент	P-значение
NI	-0,0018	0,001
Turnover	0,36	0,015
QR	-1,57	0,007
Load	-0,064	0,012
Константа	4,88	0,018

Таблица 11.

Матрица ошибок логит-модели 1

Предсказание	Не банкроты	Банкроты
Не банкроты	28	4
Банкроты	9	16

Также выяснилось, что для регрессионных моделей волатильности рыночных риск-факторов (Brent, LIBOR) незначимы. Это может быть связано с тем, что как компании-банкроты, так и устойчивые компании одинаково попадают под влияние данных детерминант. Эффективность работы менеджмента компании определяется способностью предугадывать рыночные риски и вовремя применять стратегии хеджирования.

Проверяя гипотезу о значимости регионального фактора, мы добавили дамми-переменные, отвечающие за региональную принадлежность. Вопреки тому, что коэффициенты перед дамми-переменными незначимы, качество предсказания модели повысилось до среднего значения 82% (выросло на 5%). Точность предсказания: 90% (+10%) для банкротов и 78% (+2%) для не банкротов (результаты представлены в табл. 12). Матрица ошибок для логит-модели 2 представлена в табл. 13.

Таблица 12.

Результаты оценки логит-модели 2

Переменная	Коэффициент	P-значение
NI	-0,0018	0,001
Turnover	0,319	0,047
QR	-1,46	0,02
Load	-0,068	0,009
Location		
2 (Европа)	0,42	0,38
3 (Азия)	-0,35	0,48
Константа	5,1	0,017

Таблица 13.

Матрица ошибок логит-модели 2

Предсказание	Не банкроты	Банкроты
Не банкроты	29	2
Банкроты	8	18

Проверим выбранные переменные на предмет мультиколлинеарности для логит-модели. В табл. 14 представлены результаты подсчета показателей VIF. Все значения не превышают 1,2, что свидетельствует об отсутствии проблемы мультиколлинеарности.

Таблица 14.

**Фактор инфляции дисперсии для независимых переменных**

	NI	QR	Turnover	Load
VIF	1,02	1,01	1,02	1,04

**4.3. Результаты оценки байесовской квантильной регрессии**

Как было упомянуто ранее, для более точной оценки зависимостей между риск-факторами и вероятностью банкротства будет использована байесовская квантильная регрессия. В данном разделе мы проведем оценку параметров регрессии и сравним значения с логит-моделью 1, не вводя дамми переменные.

В ходе оценки параметров было произведено 10000 итераций для получения наиболее точных значений. Предсказательная сила (точность) модели, рассчитываемая на основе оценок выбранных показателей, составила 81%, что превышает качество предсказания логит-модели на 4%.

Результаты оценок параметров для трех квантилей (0,1, 0,5, 0,9) представлены в табл. 15. Независимо от выбранных квантилей и модели, факторы одинаково (по знаку) действуют на вероятность банкротства предприятий. Матрица ошибок для модели представлена в табл. 16.

Таблица 15.

**Результаты оценки байесовской квантильной регрессии в R**

Квантиль	Параметры	Оценки
0,1 Топ 90% выборки	NI	-0,00788
	QR	-14,03365
	Load	-0,13010
	Turnover	2,15772
	Const	4,72282
0,5 Топ 50% выборки	NI	-0,00298
	QR	-2,63655
	Load	-0,09565
	Turnover	0,52943
	Const	7,61031
0,9 Топ 10% выборки	NI	-0,00427
	QR	-0,80289
	Load	-0,28673
	Turnover	2,58972
	Const	23,73977

Таблица 16.

## Матрица ошибок байесовской квантильной регрессии

Предсказание	Не банкроты	Банкроты
Не банкроты	29	3
Банкроты	8	17

Исходя из результатов тестирования модели байесовской квантильной регрессии, мы можем сделать вывод о ее сравнительном преимуществе перед логит-моделью.

## 5. Выводы

Замедление темпов экономического роста негативно сказалось на положении дел у авиаперевозчиков, часть из которых уже признали себя банкротами, а другие готовятся это сделать в 2019 г. Разорившиеся авиакомпании называют причиной краха рост цен на топливо и стремительное падение спроса на перелеты. Чтобы выяснить, чего ждать от перевозчиков, следует понимать причины банкротства, заранее обезопасить себя от сотрудничества с проблемными компаниями.

Успешность деятельности компаний гражданской авиации оказывает большое влияние на жизнь любого государства, отвечая за мобильность населения и развитие страны. За последние 10 лет более 100 крупных и малых авиакомпаний прошли процедуру банкротства, что вызывает как научный, так и практический интерес для исследования.

В статье были исследованы данные по 47 компаниям за 2010–2018 гг. с целью выявления ключевых факторов, предсказывающих вероятность банкротства авиакомпаний. Компании были отобраны по размеру флота и наличию международной маршрутной сети и представлены тремя регионами: Северная Америка, Европа, Азия/Тихоокеанский регион. Для достижения цели были исследованы различные комбинации финансовых показателей прибыльности, долга, ликвидности и применены логит-модель и байесовская квантильная регрессия.

В ходе эмпирического анализа мы выделили показатели Net Income, Quick ratio, коэффициент загрузки, оборачиваемость активов и географическую принадлежность компании как факторы, способные эффективно использоваться в модели предсказания вероятности дефолта. Вопреки незначимости показателя загрузки судов, его присутствие повышало точность предсказания логит-модели. Также было обнаружено, что индикаторы внешней среды – колебания цен на нефть марки Brent, 3-х и 6-месячные ставки LIBOR – незначимы для модели.

В рамках исследования было проведено сравнение логит-модели и модели байесовской квантильной регрессии по точности предсказания и сделан вывод о преимуществе последней (77 против 80,4%). Результаты работы могут быть использованы контролирующими органами для анализа отрасли и принятия решений по превентивному финансовому оздоровлению проблемных авиакомпаний.

Перспективами исследования является изучение следующих направлений:

- методы машинного обучения для прогнозирования вероятности банкротства;
- добавление отдельных нефинансовых показателей в модели;
- обогащение выборки региональными авиакомпаниями.

\* \*  
\*

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

*Богданова Т.К., Баклакова А.В.* Инструментальные средства прогнозирования вероятности банкротства авиапредприятий // Бизнес-информатика. 2008. № 1. С. 45–61.

*Веремчук И.А., Чиркова Е.В.* Предпочтения кредиторов в ходе банкротства: формальное банкротство или реструктуризация (пример компании «Трансаэро») // Российский журнал менеджмента. 2017. № 2. С. 97–120.

*Alaka H.A., Oyedele L.O., Owolabi H.A., Kumar V., Ajayi S.O., Akinade O.O., Bilal M.* Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards a Framework for Tool Selection // Expert Systems with Applications. 2018. Vol. 94. P. 164–184.

*Alaminos D., Del Castillo A., Fernandez M.A.* A Global Model for Bankruptcy Prediction // PLoS One. 2016. P. 1–18.

*Battal Ü., Kiraci K.* Bankruptcies and their Causes in the Turkish Airline Industry // The International Journal of Transport & Logistics. 2015. Vol. 15. P. 1–11.

*Benoit D.F., Van den Poel D.* Binary Quantile Regression: A Bayesian Approach Based on the Asymmetric Laplace Distribution // Journal of Applied Econometrics. 2012. № 27. P. 1174–1188.

*Chiuling L., Yang A., Huang J.-F.* Bankruptcy Predictions for U.S. Air Carrier Operations: A Study of Financial Data // Journal of Economics and Finance. 2015. Vol. 39. Iss. 3. P. 574–589.

*Deron Liang, Chia-Chi Lu, Chih-Fong Tsai, Guan-AnShih.* Financial Ratios and Corporate Governance Indicators in Bankruptcy Prediction: A Comprehensive Study // European Journal of Operational Research. 2016. Vol. 252. Iss. 2. P. 561–572.

*Hsu C.C.* Applying Z-score Models in Aviation Finance Education: A Case Study of Some US Carriers // International Journal of Education and Social Science. 2017. Vol. 4. № 3. P. 9–12.

*Kolte A., Capasso A., Rossi M.* Predicting Financial Distress of Firms. A Study on Bankruptcy of Kingfisher Airlines. 10<sup>th</sup> Annual Conference of the EuroMed Academy of Business. 2017. P. 735–749.

*Lee C.-H., Hooy C.-W.* Determinants of Systematic Financial Risk Exposures of Airlines in North America, Europe and Asia // Journal of Air Transport Management. 2012. Vol. 24. P. 31–35.

*Loudon G.F.* Financial Risk Exposures in the Airline Industry: Evidence from Australia and New Zealand // Australian Journal of Management. 2004. Vol. 29. № 2. P. 295–316.

*Muck M., Rudolf M.* International Corporate Risk Management: A Comparison of Three Major Airlines // Risk Management. 2<sup>nd</sup> ed. 2005. P. 571–590.

*Suharto Abdul Majid, Sucherly Umi Kaltum.* Analysis on the Factors Causing Airlines Bankruptcy: Cases in Indonesia // International Journal of Management Sciences and Business Research. 2016. Vol. 5. Iss. 2. P. 25–40.

*Yusof N.M., Jaffar M.M.* Kmv-Merton Model-based Forecasting of Default Probabilities: A Case Study of Malaysian Airline System Berhad // Journal of Engineering and Applied Sciences. 2017. 12(17). P. 4297–4300.



## Bankruptcy Predictions for Air Carriers: Global Market

Alex Borodin<sup>1</sup>, Victoria Pyatnova<sup>2</sup>, Anton Yashin<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Plekhanov Russian University of Economics,  
36, Stremyanny per., Moscow, 117997, Russian Federation.  
E-mail: aib-2004@yandex.ru

<sup>2</sup> Plekhanov Russian University of Economics,  
36, Stremyanny per., Moscow, 117997, Russian Federation.  
E-mail: vpiatnova@mail.ru

<sup>3</sup> National Research University Higher School of Economics,  
11, Pokrovsky Bulvar, Pokrovka Complex, Moscow, 109028, Russian Federation.  
E-mail: antonyashin.v@gmail.com

Airlines are subject to a set of internal and external risks and also have a considerable impact on world economy, being responsible for mobility of the population and the movement of loads. Despite a significant role the industry of civil air transportation is low-marginal, and financial stability of airlines often is under the threat.

Since the beginning of autumn 2019 in Europe the number of bankrupt airlines has been growing. Thus, the number of carriers claiming inability to perform duties to clients due to financial problems reached five airlines in the first month of autumn: Thomas Cook Airlines and Thomas Cook Airlines Scandinavia, Aigle Azur, XL Airways, Adria Airways.

In view of considerable number of bankruptcies of the airlines and negative effects connected with their defaults there is a question of definition of effective measures for forecasting of probability of bankruptcy, for application preventive the world supervisory authorities and interested persons. Authors of work investigated techniques of prediction of bankruptcies of the enterprises, with emphasis on airline and comparison classical a logit of model and a Bayesian quantile regression on data from the reporting of airlines for 2009–2018 is made. In a research the possibility of application of mathematical models for forecasting in the global market of air transportation is for the first time considered, aggregating the companies on 3 integrated geographical regions. A result of work is the model considering in itself indicators of Net Income, Quick ratio, load factor, the turnover of assets and geographical accessory of the company giving prediction accuracy to 90%. This model considering a limited set of financial and operational metrics can be easily applied by supervisory authorities and other interested parties (partners) to premature identification of defaults of airlines in view of simplicity of implementation and availability of the majority of data in open access without connection to specialized databases.

**Key words:** forecasting; bankruptcy; airline; logit model; Bayes quantile regression; global market.

**JEL Classification:** C10, C53, G33, L93.

\* \*  
\*

## References

- Bogdanova T.K., Baklakova A.V. (2008) Instrumentalnie sredstva prognozirovaniya veroyatnosti bankrotstva aviapredpriyatii [Instrumental Tools for Forecasting the Probability of Bankruptcy of Airlines]. *Business Informatics*, 1, pp. 45–61.
- Veremchuk I.A., Chirkova E.V. (2017) Predpochteniya kreditorov v hode bankrotstva\_ formalnoe bankrotstvo ili restrukturizatsiya [Creditor Preferences During Bankruptcy: Formal Bankruptcy or Restructuring (Example of Transaero)]. *Russian Journal of Management*, 2, pp. 97–120.
- Alaka H.A., Oyedele L.O., Owolabi H.A., Kumar V., Ajayi S.O., Akinade O.O., Bilal M. (2018) Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards a Framework for Tool Selection. *Expert Systems with Applications*, 94, pp. 164–184.
- Alaminos D., Del Castillo A., Fernandez M.A. (2016) A Global Model for Bankruptcy Prediction. *PLoS One*, pp. 1–18.
- Battal Ü., Kiraci K. (2015) Bankruptcies and their Causes in the Turkish Airline Industry. *The International Journal of Transport & Logistics*, 15, pp. 1–11.
- Benoit D.F., Van den Poel D. (2012) Binary Quantile Regression: A Bayesian Approach Based on the Asymmetric Laplace Distribution. *Journal of Applied Econometrics*, 27, pp. 1174–1188.
- Chiuling L., Yang A., Huang J.-F. (2015) Bankruptcy Predictions for U.S. Air Carrier Operations: A Study of Financial Data. *Journal of Economics and Finance*, 39, iss. 3, pp. 574–589.
- Deron Liang, Chia-Chi Lu, Chih-Fong Tsai, Guan-AnShih (2016) Financial Ratios and Corporate Governance Indicators in Bankruptcy Prediction: A Comprehensive Study. *European Journal of Operational Research*, 252, iss. 2, pp. 561–572.
- Hsu C.C. (2017) Applying Z-score Models in Aviation Finance Education: A Case Study of Some US Carriers. *International Journal of Education and Social Science*, 4, 3, pp. 9–12.
- Kolte A., Capasso A., Rossi M. (2017) *Predicting Financial Distress of Firms. A Study on Bankruptcy of Kingfisher Airlines*. 10<sup>th</sup> Annual Conference of the EuroMed Academy of Business, pp. 735–749.
- Lee C.-H., Hooy C.-W. (2012) Determinants of Systematic Financial Risk Exposures of Airlines in North America, Europe and Asia. *Journal of Air Transport Management*, 24, pp. 31–35.
- Loudon G.F. (2004) Financial Risk Exposures in the Airline Industry: Evidence from Australia and New Zealand. *Australian Journal of Management*, 29, 2, pp. 295–316.
- Muck M., Rudolf M. (2005) International Corporate Risk Management: A Comparison of Three Major Airlines. *Risk Management*, 2<sup>nd</sup> ed., pp. 571–590.
- Suharto Abdul Majid, Sucherly Umi Kaltum (2016) Analysis on the Factors Causing Airlines Bankruptcy: Cases in Indonesia. *International Journal of Management Sciences and Business Research*, 5, iss. 2, pp. 25–40.
- Yusof N.M., Jaffar M.M. (2017) Kmv-Merton Model-based Forecasting of Default Probabilities: A Case Study of Malaysian Airline System Berhad. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 12, 17, pp. 4297–4300.