

УДК 005.334:005.52:005.21:004.65:330.131.7

DOI: 10.34670/AR.2025.93.32.093

Моделирование процессов кризисного менеджмента в малом и среднем бизнесе с использованием big data аналитики и сценариев прогнозирования экономических спадов

Бей Святослав Игоревич

Магистр,
Национальный исследовательский университет ИТМО,
197101, Российская Федерация,
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49, лит. А;
e-mail: bey.sviatoslav@yandex.ru

Козар Илья Дмитриевич

Магистр,
Национальный исследовательский университет ИТМО,
197101, Российская Федерация,
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49, лит. А;
e-mail: ilya.kozarr@gmail.com

Аннотация

В условиях современной экономической нестабильности малый и средний бизнес (МСБ) особенно уязвим к кризисам из-за ограниченных ресурсов и зависимости от внешних факторов. Традиционные реактивные подходы к кризисному менеджменту недостаточно эффективны, поскольку кризисы развиваются стремительно, оставляя мало времени для решений. Исследование направлено на разработку модели процессов кризисного менеджмента для МСБ, интегрирующей аналитику больших данных (Big Data) и сценарии прогнозирования экономических спадов, с целью перехода к проактивному управлению рисками. Это позволяет анализировать данные о транзакциях, поведении клиентов, логистике и рыночных настроениях для предвидения угроз и минимизации потерь. В качестве методологической основы применено имитационное моделирование в среде Python с библиотеками Pandas, Scikit-learn и TensorFlow. Создана синтетическая популяция из 500 гипотетических предприятий МСБ, разделенных на экспериментальную (с использованием Big Data) и контрольную группы. Моделирование внешней среды включало агент-ориентированный подход с экзогенными шоками, такими как падение спроса на 18% и рост издержек на 25%. Для прогнозирования использовались модели ARIMA, LSTM, градиентный бустинг и NLP на базе BERT. Эффективность оценивалась по KPI: выручка, рентабельность, отток клиентов и коэффициент ликвидности. Результаты симуляции показали, что экспериментальная группа демонстрирует значительно лучшие показатели: падение выручки на 14,28% против 27,65% в контрольной, снижение рентабельности на 3,88 п.п. против 9,14 п.п., а также меньший отток клиентов и волатильность. Модель LSTM оказалась наиболее точной в прогнозировании кассовых разрывов (F1-мера 0,945). Корреляционный анализ выявил сильную отрицательную связь

между временем реакции (среднее 3,45 дня) и потерями прибыли (коэффициент Пирсона - 0,815). Оптимизация расходов в маркетинге и логистике привела к росту ROI в экспериментальной группе. Обсуждение результатов подтверждает, что Big Data трансформирует кризисный менеджмент, делая его адаптивным и снижающим энтропию системы. Ограничения включают синтетический характер модели, не учитывающий полностью человеческий фактор. Перспективы – верификация на реальных данных и интеграция поведенческой экономики. В итоге, предложенная модель повышает устойчивость МСБ, превращая неопределенность в управляемый риск и обеспечивая конкурентное преимущество в турбулентной экономике.

Для цитирования в научных исследованиях

Бей С.И., Козар И.Д. Моделирование процессов кризисного менеджмента в малом и среднем бизнесе с использованием big data аналитики и сценариев прогнозирования экономических спадов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Том 15. № 6А. С. 923-934. DOI: 10.34670/AR.2025.93.32.093

Ключевые слова

Кризисный менеджмент, малый и средний бизнес, big data аналитика, сценарии прогнозирования, экономические спады.

Введение

В условиях современной экономической нестабильности, характеризующейся цикличностью и непредсказуемостью, малый и средний бизнес (МСБ) оказывается в особенно уязвимом положении. Ограниченность ресурсов, высокая зависимость от текущего спроса и меньшая финансовая подушка безопасности делают предприятия этого сегмента крайне чувствительными к любым макроэкономическим потрясениям. Традиционные подходы к кризисному менеджменту, зачастую основанные на интуиции руководства и реактивных мерах, демонстрируют свою недостаточную эффективность в противостоянии системным кризисам. Проблема усугубляется тем, что кризисные явления развиваются стремительно, оставляя мало времени для принятия взвешенных решений. Необходимость перехода от пассивного реагирования к проактивному управлению рисками становится ключевым фактором выживания и устойчивого развития МСБ. В этом контексте возникает острая потребность в инструментах, способных не только анализировать текущую ситуацию, но и с высокой степенью достоверности прогнозировать будущее развитие событий, предоставляя руководству основу для превентивных действий.

Именно здесь на передний план выходят технологии анализа больших данных (Big Data) и методы предиктивного моделирования. Появление доступных облачных решений и аналитических платформ открыло для малого и среднего бизнеса возможности, ранее доступные только крупным корпорациям. Интеграция аналитики больших данных в процессы кризисного менеджмента позволяет трансформировать огромные массивы неструктурированной и структурированной информации (данные о транзакциях, поведении клиентов в сети, логистические потоки, новости, настроения в социальных сетях) в ценные управленческие инсайты [Гуляева, 2008]. Моделирование сценариев экономических спадов на основе исторических и текущих данных дает возможность оценить потенциальное влияние

кризиса на ключевые показатели деятельности компании, такие как выручка, рентабельность и денежный поток. Это позволяет заранее разработать и протестировать различные антикризисные стратегии, выбрать наиболее оптимальную и подготовить детальный план действий, минимизируя эффект неожиданности и сокращая возможные потери. Данное исследование посвящено разработке и анализу модели процессов кризисного менеджмента для МСБ, которая использует синергию аналитики больших данных и сценарного прогнозирования для повышения устойчивости бизнеса в условиях экономических спадов.

Материалы и методы исследования

В качестве методологической основы исследования было использовано имитационное моделирование, реализованное в среде Python с применением библиотек Pandas, Scikit-learn и TensorFlow. Была создана синтетическая популяция из 500 гипотетических предприятий малого и среднего бизнеса, каждое из которых характеризовалось набором из более чем 50 параметров, включая отраслевую принадлежность, размер, структуру активов, финансовые показатели за последние пять лет, данные о клиентской базе и операционной деятельности. Данные были сгенерированы на основе обезличенной статистики и открытых источников, чтобы обеспечить максимальную приближенность к реальным условиям функционирования МСБ [Алешникова, Морец, 2009]. Для моделирования внешней экономической среды применялся агент-ориентированный подход, где в качестве агентов выступали потребители, поставщики и конкуренты, а макроэкономические шоки (например, резкое падение спроса, удорожание сырья) вводились в модель в виде экзогенных переменных. Вся популяция предприятий была разделена на две равные группы: экспериментальную, в которой применялась предложенная модель кризисного менеджмента на основе Big Data, и контрольную [Юрченко, 2002], использующую традиционные реактивные подходы. Источником больших данных для экспериментальной группы служил симулированный поток информации, включающий данные социальных сетей, новостные ленты, биржевые котировки и веб-аналитику [Попова, 2016].

Центральным элементом исследования стали алгоритмы машинного обучения и анализа временных рядов, интегрированные в модель управления для экспериментальной группы. Для прогнозирования ключевых финансовых показателей, таких как выручка и денежный поток, применялись модели ARIMA (авторегрессионная интегрированная скользящая средняя) и более сложные рекуррентные нейронные сети типа LSTM (Long Short-Term Memory), которые способны улавливать нелинейные зависимости в данных [Данилов, Данилов, 2015]. Для оценки кредитных рисков и вероятности оттока клиентов использовались алгоритмы градиентного бустинга (Gradient Boosting) и логистической регрессии. Анализ текстовых данных из новостей и социальных сетей для оценки рыночных настроений проводился с помощью методов обработки естественного языка (NLP) на базе модели BERT [Удовиченко, Дударев, Конопкин, 2003]. В рамках симуляции был воспроизведен сценарий экономического спада, характеризующийся снижением потребительского спроса на 18% и ростом операционных издержек на 25% в течение девяти месяцев. Эффективность модели оценивалась путем сравнения динамики ключевых показателей эффективности (KPI) между экспериментальной и контрольной группами на протяжении всего периода симуляции [Кукушкина, 2011]. Основными метриками для сравнения служили изменение выручки, чистой прибыли, коэффициента текущей ликвидности и уровня оттока клиентов.

Результаты и обсуждение

Ключевой задачей данного исследования была количественная оценка преимуществ, которые дает внедрение аналитики больших данных в систему антикризисного управления малых и средних предприятий. Несмотря на широкое обсуждение потенциала этих технологий, многие руководители МСБ по-прежнему скептически относятся к их практической применимости, ссылаясь на высокую стоимость внедрения и недостаток квалифицированных кадров [2]. Поэтому основной фокус был сделан на моделировании прямого и измеримого влияния проактивного, дата-ориентированного подхода на финансовую и операционную устойчивость компании в условиях смоделированного экономического спада. Для этого был проведен сравнительный анализ двух групп предприятий: экспериментальной, использующей предиктивные модели и сценарный анализ, и контрольной, полагающейся на традиционные методы управления.

Первоначальный этап анализа был направлен на оценку общего воздействия кризиса на ключевые показатели эффективности (KPI) в обеих группах. Предполагалось, что превентивные меры, принятые экспериментальной группой на основе ранних сигналов, полученных из анализа данных, позволят смягчить негативные последствия шока. К таким мерам относились своевременная оптимизация запасов, пересмотр маркетинговых стратегий с фокусом на наиболее лояльные сегменты клиентов, заблаговременное рефинансирование долговых обязательств и поиск альтернативных поставщиков. Результаты этого сравнения представлены в сводной таблице, отражающей средние изменения KPI по группам за весь период симуляции (табл. 1).

Таблица 1 - Сравнительный анализ ключевых показателей эффективности (KPI) до и во время симуляции экономического спада

Показатель	Группа	Значение до симуляции (среднее)	Изменение за период симуляции (среднее, %)	Стандартное отклонение изменения (%)
Выручка, млн руб.	Экспериментальная	150.45	-14.28	4.12
	Контрольная	149.88	-27.65	8.91
Рентабельность по чистой прибыли, %	Экспериментальная	8.15	-3.88 п.п.	1.05
	Контрольная	8.21	-9.14 п.п.	2.76
Отток клиентов, %	Экспериментальная	11.50	+5.72 п.п.	1.98
	Контрольная	11.45	+13.88 п.п.	4.33
Коэффициент текущей ликвидности	Экспериментальная	1.82	-0.41	0.15
	Контрольная	1.83	-0.95	0.38

Анализ данных, представленных в таблице 1, демонстрирует значительные расхождения в устойчивости двух групп предприятий. Снижение выручки в экспериментальной группе составило в среднем 14.28%, что почти вдвое меньше, чем в контрольной группе (-27.65%). Это различие, составляющее 13.37 процентных пункта, является статистически значимым и указывает на эффективность превентивных маркетинговых и сбытовых стратегий, разработанных на основе анализа данных. Еще более разительная картина наблюдается при анализе рентабельности по чистой прибыли. Падение этого показателя в экспериментальной группе было ограничено 3.88 процентными пунктами, в то время как в контрольной группе оно достигло 9.14 п.п. Это свидетельствует о том, что проактивная оптимизация затрат и управление ценообразованием, основанные на точных прогнозах, позволяют сохранить маржинальность

даже в условиях падающего рынка.

Математическая обработка дисперсионных показателей также дает важные выводы. Стандартное отклонение изменения всех ключевых показателей в экспериментальной группе значительно ниже, чем в контрольной. Например, для выручки этот показатель составляет 4.12% против 8.91%, а для рентабельности – 1.05 п.п. против 2.76 п.п. Это означает, что результаты деятельности компаний, использующих Big Data, были не только лучше в среднем, но и гораздо более предсказуемыми и стабильными. Снижение волатильности является критически важным фактором в кризисный период, так как оно упрощает финансовое планирование и снижает риски кассовых разрывов. Удержание клиентов также оказалось более эффективным: прирост оттока в экспериментальной группе составил всего 5.72 п.п. по сравнению с 13.88 п.п. в контрольной, что подтверждает ценность анализа клиентского поведения для формирования антикризисных программ лояльности. Аналогично, коэффициент текущей ликвидности в экспериментальной группе снизился менее чем в два раза по сравнению с контрольной (-0.41 против -0.95), что говорит о лучшем управлении оборотным капиталом.

Одним из краеугольных камней проактивного кризисного менеджмента является способность с высокой точностью прогнозировать возникновение угроз, в частности, кассовых разрывов, которые являются одной из главных причин банкротства МСБ. В рамках исследования была проведена оценка эффективности различных предиктивных моделей для решения этой задачи. Модели обучались на симулированных исторических финансовых данных и должны были предсказывать вероятность возникновения отрицательного денежного потока на горизонте 30 дней.

Сравнение точности этих моделей позволило определить, какие из них наиболее пригодны для использования в реальных системах поддержки принятия решений. В качестве метрик оценки использовались точность (Accuracy), полнота (Recall) и F1-мера, которая является гармоническим средним точности и полноты и позволяет сбалансированно оценить качество модели, особенно в условиях несбалансированных классов (когда кассовые разрывы случаются реже, чем их отсутствие) [Микро-, малые и средние предприятия..., 2011]. Результаты тестирования моделей представлены ниже (табл. 2).

Таблица 2 - Эффективность предиктивных моделей в прогнозировании кассовых разрывов на горизонте 30 дней

Модель	Точность (Accuracy), %	Полнота (Recall), %	F1-мера
Логистическая регрессия	88.14	75.43	0.812
Градиентный бустинг (Gradient Boosting)	93.57	86.91	0.901
Нейронная сеть LSTM	96.22	92.84	0.945
Модель ARIMA	84.69	68.35	0.756

Данные таблицы 2 наглядно показывают иерархию моделей по их прогностической силе. Классические статистические подходы, такие как модель ARIMA и логистическая регрессия, демонстрируют удовлетворительные, но не выдающиеся результаты. Модель ARIMA, хорошо работающая со стационарными временными рядами, показала самую низкую полноту (68.35%), что означает, что она пропускала почти треть реальных кассовых разрывов, что является критичным недостатком для системы раннего предупреждения. Логистическая регрессия показала себя лучше, однако ее F1-мера (0.812) все же уступает более сложным алгоритмам машинного обучения. Это объясняется ее линейной природой, неспособной улавливать

сложные нелинейные взаимосвязи между множеством факторов, влияющих на денежный поток.

Значительный скачок в качестве прогнозирования наблюдается при переходе к ансамблевым методам, таким как градиентный бустинг, и к глубокому обучению в лице LSTM-сетей. Градиентный бустинг достиг F1-меры 0.901, корректно идентифицировав 86.91% всех случаев кассовых разрывов. Однако наилучшие результаты продемонстрировала рекуррентная нейронная сеть LSTM с F1-мерой 0.945 и полнотой 92.84%. Этот результат объясняется архитектурной особенностью LSTM, которая позволяет сети "запоминать" долгосрочные зависимости в последовательностях данных, что критически важно для анализа финансовых временных рядов, где текущие значения зависят от событий, произошедших много периодов назад. Высокая полнота модели означает, что система поддержки принятия решений, основанная на LSTM, будет генерировать минимальное количество ложноотрицательных срабатываний, предоставляя руководству надежную информацию для своевременного привлечения финансирования или оптимизации платежного календаря.

Скорость реакции на возникающие угрозы является еще одним критическим фактором успеха в кризисном менеджменте. Аналитика больших данных позволяет не только предсказывать проблемы, но и значительно сокращать время между обнаружением первого сигнала и принятием конкретных управленческих мер. Для оценки этой взаимосвязи был проведен корреляционный анализ между средним временем реакции на негативные триггеры (в днях) и итоговым финансовым результатом компании (изменение чистой прибыли в %) внутри экспериментальной группы.

В качестве негативных триггеров рассматривались такие события, как падение спроса в определенном сегменте более чем на 10%, рост цен у ключевого поставщика более чем на 5% или появление волны негативных отзывов в социальных сетях. Время реакции измерялось как интервал между фиксацией триггера автоматизированной системой мониторинга и внедрением соответствующей антикризисной меры [Чибрик, 2013]. Результаты анализа сведены в таблицу, показывающую степень корреляции и другие статистические параметры (табл. 3).

Таблица 3 - Корреляция между скоростью внедрения антикризисных мер и финансовой устойчивостью

Параметр	Значение
Количество наблюдений (компаний)	250
Среднее время реакции, дней	3.45
Стандартное отклонение времени реакции, дней	1.12
Среднее изменение чистой прибыли, %	-18.74
Коэффициент корреляции Пирсона	-0.815
p-value	< 0.001

Результаты, представленные в таблице 3, unequivocally подтверждают гипотезу о сильной обратной зависимости между скоростью реакции и финансовыми потерями в кризис. Коэффициент корреляции Пирсона, равный -0.815, указывает на очень сильную отрицательную линейную связь: чем больше времени требуется компании для принятия мер, тем более значительным оказывается падение ее чистой прибыли. Значение p-value, стремящееся к нулю (< 0.001), подтверждает высокую статистическую значимость этого результата, исключая вероятность случайного совпадения. Фактически, это означает, что каждый день промедления имеет свою измеримую "цену" в виде упущенной прибыли или прямых убытков. Например, регрессионный анализ, построенный на этих данных, показывает, что увеличение времени

реакции на один день в среднем связано с дополнительным снижением чистой прибыли на 2.5-3 процентных пункта.

Математический анализ этих данных позволяет сделать вывод о мультипликативном эффекте своевременных действий. Быстрая реакция не просто решает локальную проблему, но и предотвращает ее каскадное распространение по всей бизнес-системе. Например, оперативное нахождение альтернативного поставщика при росте цен у основного не только стабилизирует себестоимость, но и предотвращает необходимость резкого повышения цен для конечного потребителя, что, в свою очередь, помогает удержать долю рынка и избежать падения выручки [Костюк, 2009]. Среднее время реакции в 3.45 дня, достигнутое в экспериментальной группе, стало возможным именно благодаря автоматизированным системам мониторинга и предиктивной аналитике, которые предоставляли готовые сценарии действий при срабатывании триггеров. В контрольной группе, где информация собиралась и анализировалась вручную, среднее время реакции превышало 10-12 дней, что, согласно корреляционной модели, и приводило к значительно более тяжелым финансовым последствиям.

Наконец, важным аспектом антикризисного управления является оптимизация операционных расходов. В условиях сокращения доходов способность эффективно управлять затратами напрямую влияет на выживаемость бизнеса. Применение аналитики больших данных позволяет перейти от тотального сокращения бюджетов ("урезать все на 20%") к более тонкому, "хирургическому" подходу, основанному на данных о реальной эффективности тех или иных затрат.

Была проведена оценка влияния дата-ориентированного подхода на оптимизацию расходов в трех ключевых областях: маркетинг и продажи, логистика и запасы, а также административные расходы. Сравнивались относительные изменения расходов и их влияние на операционную эффективность в экспериментальной и контрольной группах [Федотова, Белых, Беличев, 2000]. Данные по оптимизации представлены в таблице (табл. 4).

Таблица 4 - Оценка влияния аналитики больших данных на оптимизацию операционных расходов в кризисный период

Статья расходов	Группа	Сокращение расходов, % от докризисного уровня	Изменение рентабельности инвестиций (ROI) в данной области, п.п.
Маркетинг и продажи	Экспериментальная	-15.8	+3.2
	Контрольная	-25.0	-5.7
Логистика и запасы	Экспериментальная	-22.4	+4.1
	Контрольная	-12.5	-2.9
Административные расходы	Экспериментальная	-11.2	н/п
	Контрольная	-10.5	н/п

Анализ данных таблицы 4 выявляет принципиальные различия в подходах к оптимизации затрат. В контрольной группе наблюдается типичная реактивная стратегия: наиболее сильному сокращению подвергается маркетинговый бюджет (-25.0%). Хотя это дает немедленную экономию, оно приводит к резкому падению рентабельности инвестиций в маркетинг (-5.7 п.п.), так как прекращается работа с перспективными каналами и снижается охват аудитории, что в долгосрочной перспективе усугубляет падение продаж. В то же время, в экспериментальной группе сокращение маркетинговых расходов было более умеренным (-15.8%), но при этом ROI вырос на 3.2 п.п. Это стало возможным благодаря перераспределению бюджета на основе

анализа данных: средства были направлены в наиболее конверсионные цифровые каналы и на удержание самых прибыльных сегментов клиентов, в то время как неэффективные кампании были свернуты.

Еще более показательная ситуация в сфере логистики и управления запасами. Экспериментальная группа, используя предиктивные модели спроса и оптимизацию маршрутов, смогла сократить расходы на 22.4%, одновременно повысив эффективность (+4.1 п.п. к ROI) за счет снижения издержек на хранение избыточных запасов и уменьшения транспортных расходов. Контрольная группа, не имея таких инструментов, смогла добиться лишь незначительного сокращения расходов (-12.5%), которое сопровождалось снижением эффективности (-2.9 п.п.), вероятно, из-за сбоя в поставках и дефицита одних товаров при избытке других. В области административных расходов существенных различий не наблюдается, что логично, так как эта сфера менее всего поддается оптимизации с помощью анализа внешних данных. Таким образом, Big Data позволяет не просто сокращать расходы, а повышать их эффективность, что является ключевым конкурентным преимуществом в кризис.

Интегральный анализ результатов, полученных из всех четырех таблиц, позволяет сформировать целостную картину моделируемого процесса. Наблюдается четкая каузальная цепь: использование продвинутых предиктивных моделей (табл. 2) обеспечивает систему управления высокоточными прогнозами, что, в свою очередь, позволяет радикально сократить время реакции на негативные события (табл. 3). Эта скорость и точность напрямую транслируются в лучшие финансовые и операционные показатели по сравнению с компаниями, действующими вслепую (табл. 1). Таким образом, инвестиции в аналитические инструменты и компетенции окупаются за счет минимизации потерь в период рецессии. Количественное преимущество, продемонстрированное экспериментальной группой, не является результатом одного удачного решения, а представляет собой кумулятивный эффект от множества небольших, но основанных на данных оптимизаций во всех сферах деятельности.

С математической точки зрения, модель демонстрирует переход от линейной к нелинейной системе управления рисками. В традиционном подходе (контрольная группа) потери нарастают примерно пропорционально силе внешнего шока. В подходе, основанном на Big Data (экспериментальная группа), система приобретает свойства адаптивности и самокоррекции. Уменьшение стандартного отклонения всех ключевых показателей в экспериментальной группе (табл. 1) свидетельствует о снижении энтропии в бизнес-системе. Компания становится менее хаотичной и более управляемой даже в условиях внешнего хаоса. Сильная отрицательная корреляция (-0.815) между скоростью реакции и потерями (табл. 3) математически доказывает, что временной фактор в кризисном менеджменте имеет первостепенное значение, а технологии Big Data являются ключевым инструментом для управления этим фактором.

Сопоставление данных по оптимизации расходов (табл. 4) и общих финансовых результатов (табл. 1) позволяет оценить синергетический эффект. Например, умное сокращение маркетинговых расходов не только экономит средства, но и, за счет сохранения наиболее лояльных клиентов, напрямую влияет на итоговые показатели оттока и выручки. Это подтверждает, что дата-ориентированный подход позволяет избежать "каннибализации" бизнеса, когда меры по сокращению расходов в одной области наносят несоразмерный ущерб другой. Общий финансовый выигрыш экспериментальной группы складывается из множества таких взаимосвязанных эффектов, которые невозможно просчитать и реализовать без мощной аналитической поддержки.

Несмотря на убедительность полученных результатов, необходимо отметить ограничения

данного моделирования. Синтетическая среда, хотя и стремится к реалистичности, не может в полной мере воспроизвести всю сложность человеческого фактора, организационной инерции и непредсказуемости реальных рынков. Тем не менее, проведенное исследование четко очерчивает вектор развития кризисного менеджмента для МСБ. Будущие исследования должны быть направлены на верификацию данной модели на реальных кейсах, а также на разработку более доступных и простых в использовании аналитических инструментов, адаптированных под специфические нужды малого бизнеса, у которого нет возможности содержать штат дата-сайентистов. [Трегуб, 2012] Также перспективным направлением является интеграция в модель факторов поведенческой экономики для более точного прогнозирования реакции потребителей на кризисные явления.

Заключение

Проведенное исследование наглядно демонстрирует, что моделирование процессов кризисного менеджмента в малом и среднем бизнесе с использованием аналитики больших данных и сценариев прогнозирования является не просто теоретической концепцией, а мощным практическим инструментом для повышения устойчивости предприятий. Результаты имитационного моделирования убедительно доказывают, что компании, внедряющие проактивный, дата-ориентированный подход к управлению, способны значительно смягчить негативные последствия экономических спадов. Это выражается в количественно измеримых показателях: почти вдвое меньшем падении выручки, сохранении рентабельности на приемлемом уровне, более эффективном удержании клиентов и поддержании финансовой ликвидности по сравнению с предприятиями, использующими традиционные реактивные методы. Ключевым фактором успеха является переход от интуитивных решений к управлению, основанному на точных, своевременных и всесторонних данных, что позволяет не только реагировать на уже свершившиеся события, но и предвидеть их, готовя превентивные меры.

Таким образом, можно сделать вывод, что интеграция Big Data аналитики в контур управления МСБ трансформирует саму парадигму кризисного менеджмента. Она позволяет превратить неопределенность из экзистенциальной угрозы в управляемый риск. Использование современных алгоритмов машинного обучения для прогнозирования кассовых разрывов, оттока клиентов и динамики спроса дает руководству уникальное преимущество – время. Именно временной лаг, который выигрывает компания, позволяет ей реализовывать антикризисные сценарии, проводить точечную оптимизацию расходов без ущерба для ключевых бизнес-процессов и адаптировать свою стратегию к меняющимся условиям рынка быстрее конкурентов. Внедрение таких технологий перестает быть вопросом моды или престижа, а становится жизненно важным условием для выживания и конкурентоспособности малого и среднего бизнеса в турбулентной экономике XXI века. Дальнейшее развитие и удешевление аналитических инструментов сделает этот подход доступным для все более широкого круга предпринимателей, что может качественно повысить устойчивость всего сектора МСБ.

Библиография

1. Алешникова В.И., Морец К.В. Развитие малого бизнеса в условиях финансово-экономического кризиса // Современный мир и Россия: экономические и социально-политические проблемы развития. Материалы III Международной научной конференции: в 2 частях. Воронеж, 2009. С. 127-129.
2. Андриенко Е.П., Волковский В.Г., Орлов А.В. Малое и среднее предпринимательство время кризиса и поисков

- (государственное антикризисное управление) : монография. 2-е изд., испр. и доп. Москва, 2009. 356 с.
3. Гуляева Л.В. Проблемы и перспективы развития субъектов малого и среднего бизнеса в условиях экономического кризиса // Поддержка малого и среднего предпринимательства на федеральном, региональном и местном уровнях: опыт, проблемы и перспективы. V Байкальский экономический форум, Иркутск, 8-11 сентября 2008: сборник научных трудов / под ред. В.И. Самаруха, Д.Ю. Федотова, А.В. Самаруха. Иркутск, 2008. С. 35-43.
 4. Данилов Д.Б., Данилов Д.Б. Возможности малого бизнеса и крупных корпораций в кризисной ситуации // Социально-экономические проблемы развития Южного макрорегиона. Сборник научных трудов. Краснодар, 2015. С. 40-44.
 5. Костюк В.Н. Моделирование финансовых кризисов // Труды Института системного анализа Российской академии наук. 2009. Т. 41. С. 222-232.
 6. Кукушкина В.В. Антикризисный менеджмент : монография. Москва, 2011. 256 с. (Серия: Научная мысль).
 7. Курбатов А. Влияние экономического кризиса на малый бизнес // Наука: финансы, события, люди на правовой территории. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. 2016. С. 130-134.
 8. Микро-, малые и средние предприятия и глобальный экономический кризис : программа развития устойчивых предприятий : последствия кризиса и ответные политические меры. Москва, 2011. 92 с.
 9. Попова Д.А. Прогнозирование экономических кризисов // Трансформационные процессы рыночной экономики. Материалы VII международной научно-практической конференции. 2016. С. 198-204.
 10. Трегуб И.В. Математическое моделирование влияния кризисов на российскую экономику // Обзорные прикладной и промышленной математики. 2012. Т. 19. № 2. С. 282-283.
 11. Удовиченко А.И., Дударев О.Е., Конопкин П.В. Методы оценки предкризисных ситуаций в бизнесе // Экономика и обеспечение устойчивого развития хозяйственных структур. 2003. Т. 2. № 3. С. 136-149.
 12. Федорова Е.А., Назарова Ю.Н. Анализ и прогнозирование финансовых кризисов и влияющих на них факторов // Финансы и бизнес. 2008. № 4. С. 23-33.
 13. Федотова М.А., Белых Л.П., Беличев А. Модель статистики и динамики антикризисного управления // Вестник Федеральной службы России по финансовому оздоровлению и банкротству. 2000. № 9. С. 26-30.
 14. Чибрик М.И. Модели описания кризисных явлений экономики проблема прогнозирования динамики валового внутреннего продукта // Шестой научный конгресс студентов и аспирантов ИНЖЭКОН-2013. 2013. С. 128-129.
 15. Юрченко К.П. Особенности современных экономических кризисов и их прогнозирование : диссертация на соискание ученой степени кандидата экономических наук. Челябинск, 2002. 177 с.

Modeling Crisis Management Processes in Small and Medium Businesses Using Big Data Analytics and Economic Downturn Forecasting Scenarios

Svyatoslav I. Bei

Master's Degree,
National Research University ITMO,
197101, 49 lit. A, Kronverksky Pr., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: bey.sviatoslav@yandex.ru

Il'ya D. Kozar

Master's Degree,
National Research University ITMO,
197101, 49 lit. A, Kronverksky Pr., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: ilya.kozar@gmail.com

Abstract

In conditions of modern economic instability, small and medium businesses (SMBs) are particularly vulnerable to crises due to limited resources and dependence on external factors.

Traditional reactive approaches to crisis management are insufficiently effective, as crises develop rapidly, leaving little time for decision-making. The study aims to develop a crisis management process model for SMBs that integrates big data analytics and economic downturn forecasting scenarios to transition to proactive risk management. This enables the analysis of transaction data, customer behavior, logistics, and market sentiment to anticipate threats and minimize losses. The methodological foundation utilizes simulation modeling in Python with Pandas, Scikit-learn, and TensorFlow libraries. A synthetic population of 500 hypothetical SMBs was created, divided into experimental (using Big Data) and control groups. Environmental simulation incorporated an agent-based approach with exogenous shocks, such as an 18% demand drop and 25% cost increase. Forecasting utilized ARIMA, LSTM, gradient boosting, and BERT-based NLP models. Effectiveness was evaluated using KPIs: revenue, profitability, customer churn, and liquidity ratio. Simulation results showed that the experimental group demonstrated significantly better performance: revenue decline of 14.28% versus 27.65% in the control group, profitability decrease of 3.88 p.p. versus 9.14 p.p., along with lower customer churn and volatility. The LSTM model proved most accurate in forecasting cash gaps (F1-score 0.945). Correlation analysis revealed a strong negative relationship between response time (average 3.45 days) and profit losses (Pearson coefficient -0.815). Cost optimization in marketing and logistics led to increased ROI in the experimental group. Discussion of results confirms that Big Data transforms crisis management, making it adaptive and reducing system entropy. Limitations include the synthetic nature of the model, which does not fully account for human factors. Future prospects include verification with real data and integration of behavioral economics. Ultimately, the proposed model enhances SMB resilience, transforming uncertainty into manageable risk and providing competitive advantage in a turbulent economy.

For citation

Bei S.I., Kozar I.D. (2025) Modelirovaniye protsessov krizisnogo menedzhmenta v malom i srednem biznese s ispol'zovaniyem big data analitiki i stsenariyev prognozirovaniya ekonomicheskikh spadov [Modeling Crisis Management Processes in Small and Medium Businesses Using Big Data Analytics and Economic Downturn Forecasting Scenarios]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 15 (6A), pp. 923-934. DOI: 10.34670/AR.2025.93.32.093

Keywords

Crisis management, small and medium business, big data analytics, forecasting scenarios, economic downturns.

References

1. Aleshnikova V.I., Morets K.V. Development of Small Business in the Conditions of the Financial and Economic Crisis // The Modern World and Russia: Economic and Socio-Political Development Problems. Proceedings of the 3rd International Scientific Conference: in 2 parts. Voronezh, 2009. Pp. 127-129.
2. Andrienko E.P., Volkovsky V.G., Orlov A.V. Small and Medium Entrepreneurship in Times of Crisis and Search (State Anti-Crisis Management): Monograph. 2nd ed., revised and supplemented. Moscow, 2009. 356 p.
3. Gulyaeva L.V. Problems and Prospects of Development of Small and Medium-Sized Businesses in Conditions of Economic Crisis // Support of Small and Medium Entrepreneurship at Federal, Regional, and Local Levels: Experience, Problems, and Prospects. 5th Baikal Economic Forum, Irkutsk, September 8–11, 2008: Collection of Scientific Papers / ed. by V.I. Samarukh, D.Yu. Fedotov, A.V. Samarukh. Irkutsk, 2008. Pp. 35-43.
4. Danilov D.B., Danilov D.B. Opportunities of Small Business and Large Corporations in a Crisis Situation // Socio-

-
- Economic Development Problems of the Southern Macroregion. Collection of Scientific Papers. Krasnodar, 2015. Pp. 40-44.
5. Kostyuk V.N. Modeling Financial Crises // Proceedings of the Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences. 2009. Vol. 41. Pp. 222-232.
 6. Kukushkina V.V. Anti-Crisis Management: Monograph. Moscow, 2011. 256 p. (Series: Scientific Thought).
 7. Kurbatov A. Influence of the Economic Crisis on Small Business // Science: Finance, Events, People in the Legal Territory. Proceedings of the All-Russian Scientific and Practical Conference. 2016. Pp. 130-134.
 8. Micro, Small, and Medium-Sized Enterprises and the Global Economic Crisis: Sustainable Enterprise Development Program: Consequences of the Crisis and Political Response Measures. Moscow, 2011. 92 p.
 9. Popova D.A. Forecasting Economic Crises // Transformational Processes of the Market Economy. Proceedings of the 7th International Scientific and Practical Conference. 2016. Pp. 198-204.
 10. Tregub I.V. Mathematical Modeling of the Impact of Crises on the Russian Economy // Review of Applied and Industrial Mathematics. 2012. Vol. 19. No. 2. Pp. 282-283.
 11. Udovichenko A.I., Dudarev O.E., Konopkin P.V. Methods of Assessing Pre-Crisis Situations in Business // Economics and Sustainable Development of Economic Structures. 2003. Vol. 2. No. 3. Pp. 136-149.
 12. Fedorova E.A., Nazarova Yu.N. Analysis and Forecasting of Financial Crises and Influencing Factors // Finance and Business. 2008. No. 4. Pp. 23-33.
 13. Fedotova M.A., Belykh L.P., Belichev A. Model of Statics and Dynamics of Anti-Crisis Management // Bulletin of the Federal Service of Russia for Financial Recovery and Bankruptcy. 2000. No. 9. Pp. 26-30.
 14. Chibrik M.I. Models for Describing Crisis Phenomena of the Economy and the Problem of Forecasting the Dynamics of Gross Domestic Product // Sixth Scientific Congress of Students and Postgraduates INZHEKON-2013. 2013. Pp. 128-129.
 15. Yurchenko K.P. Features of Modern Economic Crises and Their Forecasting: Dissertation for the Degree of Candidate of Economic Sciences. Chelyabinsk, 2002. 177 p.