
МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ЭКОНОМИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ БИНАРНОГО ВЫБОРА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА БАНКОВ

© 2013 г. Е.А. Федорова, Е.В. Гиленко

(Москва)

В работе предложена модель прогнозирования банкротства российских банков на основе применения эконометрического аппарата моделей бинарного выбора. Итоговый комплексный показатель состоит из пяти факторов. В работе построены предельные эффекты, которые позволяют оценить изменение вероятности банкротства при разных значениях факторов, влияющих на состояние банкротства банка. В работе по результатам оценивания прогнозной силы разработанной модели получен вывод о достаточно высокой степени точности прогнозирования банкротства банка.

Ключевые слова: пробит-модель, логит-модель, банкротство банков, прогнозирование кризисной ситуации, предельные эффекты.

Особое место среди существующих теоретических и практических проблем управления коммерческим банком занимает проблема предсказания кризисной ситуации и, в частности, его банкротства. Как известно, в настоящее время Россию часто рассматривают как страну с развивающейся экономикой, что обуславливает нестабильность процессов и факторов, составляющих внешнюю среду деятельности коммерческих банков и банковского сектора в целом. В результате для обеспечения эффективного функционирования банка в условиях нестабильных рыночных процессов необходимо не только осуществлять финансовый анализ банка в целях определения его состояния на заданном этапе развития, но и проводить раннюю диагностику на предмет возможного банкротства в будущем.

Вместе с тем в настоящее время еще не разработана методика, позволяющая с достаточной степенью достоверности прогнозировать банкротство коммерческого банка в российских условиях. Кроме того, на сегодняшний день отсутствует единый источник, содержащий систематизацию известных методик прогнозирования банкротства коммерческих банков. Тема, связанная с прогнозированием банкротства, является вполне актуальной для российской экономики.

Прогнозирование банкротства финансовых предприятий широко исследовали начиная с конца 1960-х годов. Кредиторы, аудиторы, акционеры и топ-менеджеры – все заинтересованы в прогнозировании банкротства. Состояние банка или компании в конкурентной среде зависит от уровня финансовой устойчивости, ликвидности, рентабельности и способности выполнять свои обязательства перед кредиторами. Становясь менее и менее платежеспособным, банк или фирма постепенно входит в зону банкротства.

В исследованиях, связанных с анализом банкротства предприятий и банков, используются различные методы исследования. К основным методам прогнозирования банкротства относят статистические и аналитические. Статистические методы прогнозирования банкротства включают линейную регрессию и ее различные модификации, модели бинарного выбора (логит- и пробит-моделирование), факторный анализ. К аналитическим методам можно отнести нейронные сети, линейное программирование, метод построения бинарного дерева, методы нечеткой логики и т.д.

В табл. 1 на основе зарубежных источников представлен обзор исследований банкротства банков. Можно отметить, что исследований по банкротству банков сравнительно меньше, чем исследований банкротств предприятий небанковского сектора. Так, например, в работе (Ravi K.P., Ravi V., 2007, p. 1–28) представлен довольно полный обзор методик прогнозирования

банкротства и фирм, и банков, причем из общего числа методик (129) только 12 посвящены разработке методики прогнозирования банкротства банков. Это означает, что тема является недостаточно исследованной не только в отечественной, но и в зарубежной науке. В зарубежных исследованиях оцениваются внешние и внутренние факторы, влияющие на банкротство банков. В табл. 1 систематизированы факторы, влияющие на банкротство банков.

В (West, 1985, p. 253–266) применялись факторный анализ и логит-моделирование для создания сложных критериев оценки банкротства банков, построенных на основе операционных и финансовых показателей. Данные были взяты из отчетов Call & Income и экспертных отчетов 1900 коммерческих банков США.

В (Haslem et al., 1992, p. 253–266) рассматривалось влияние различных банковских стратегий (в частности, стратегии диверсификации в виде расширения на иностранные рынки) на отчетность коммерческих банков США. Для исследования авторы исследования использовали данные 1987 г. и финансовые отчеты 176 крупных американских банков, включая как зарубежные, так и местные отделения. Они использовали традиционный корреляционный анализ и составили критерии банкротства.

В (Kolari et al., 2002, p. 361–387) была разработана система раннего предупреждения кризисных ситуаций на основе логит-анализа. Логит-модель верно определила 96% банков за один год до банкротства и 95% банков – за два года до банкротства. Для апробации модели распознавания признаков банкротства исследователи использовали половину выборки.

В (Tam, 1991, с. 429–445) применялся метод BPNN (обучаемая нейронная сеть с механизмом обратного распространения) для прогнозирования банкротства. Исследование проводилось на основе данных банков штата Техас за год или два до наступления банкротства. Выбор переменных был основан на системе CAMEL. В своей работе К. Там продемонстрировал, что метод BPNN предлагает большую точность прогнозирования, чем другие методы.

Что касается российских ученых, то можно отметить исследования А.А. Пересецкого, А.М. Карминского и А.Г. Суста, касающиеся построения рейтингов российских банков (Пересецкий и др., 2004). В качестве метода исследования в данной работе было проведено анкетирование экспертов, работающих в банках и финансовых компаниях. По результатам опроса были построены эконометрические модели мнений экспертов относительно ранжирования реально существующих и виртуальных банков, кроме того, были проанализированы ответы экспертов на вопрос о том, какие параметры банков являются наиболее значимыми для обеспечения его устойчивости. Во всех построенных моделях оказались значимыми такие характеристики, как показатели размера собственного капитала банка, показатели ликвидности и достаточности капитала.

Если обратиться к анализу внешних и внутренних факторов прогнозирования банкротства банков, представленных в табл. 1, можно отметить, что в большей части работ рассматривались коэффициенты финансового состояния банка. В значительной части исследований используются также выборки данных, относящиеся к 1980–2003 гг., для подавляющего большинства работ использовались данные США, дополненные данными европейских стран.

По нашему мнению, в качестве основных причин неприменимости статистических моделей зарубежных авторов в российских условиях можно назвать:

- различия в исходных данных, используемых для построения моделей: статистические модели были построены на основе выборки зарубежных банков, для которых характерны параметры структуры баланса и эффективности деятельности, отличные от российских. В результате коэффициенты модели применимы только для банков, аналогичных тем, что вошли в выборку;

- различия в макроэкономической ситуации: несмотря на то что ряд моделей не содержит непосредственно факторов, отражающих макроэкономическую ситуацию в стране, данные факторы воздействуют на параметры деятельности коммерческих банков, из которых составлялась выборка, и, следовательно, полученные коэффициенты модели также неприменимы для страны с другой макроэкономической ситуацией (например, параметры, рассчитанные для страны с низкими темпами инфляции, не подойдут для страны с высокой инфляцией). Данное утверждение справедливо также для методик, разработанных длительный период времени назад.

Таблица 1. Факторы, влияющие на банкротство банков

Авторы	Выборка	Переменные
Alam et al., 2000, p. 185–199	100 банков США	Чистая прибыль / итого активы (рентабельность активов (ROA)), чистые потери по кредитам / скорректированные активы, чистые потери по кредитам / итого кредиты (чистые потери по кредитам + резервы под потери по кредитам) / прибыль, просроченные кредиты / итого активы
Bell, 1997, p. 249–264	2067 банков штата Техас	Сельскохозяйственные кредиты / итого активы, кредиты на коммерческую недвижимость / итого активы, строительные кредиты / итого активы, общий доход до вычетов, долгосрочные депозиты / итого активы, кредиты лицам, связанным с банком, к чистым кредитам, натуральный логарифм (итого активы), чистая амортизация / итого кредиты, ROA, чистый процентный доход / итого активы, чистые кредиты / итого активы, непроцентные доходы / итого активы, просроченные кредиты / первичный капитал, просроченные кредиты / итого активы, просроченные кредиты / валовые кредиты, первичный капитал / скорректированные активы, резервы на потери по кредитам / итого активы, реструктурированные кредиты / валовые кредиты, рентабельность собственного капитала, прибыли (убытки) от ценных бумаг, а также дополнительные элементы / итого активы, краткосрочные активы за вычетом больших обязательств / итого активы, совокупный капитал / итого кредиты, совокупный собственный капитал, общие накладные расходы / итого активы, нераспределенная прибыль и резервный капитала к общей сумме активов, доходность совокупных активов
Canbas et al., 2005, с. 528–546	40 банков Турции	Коэффициент ликвидности, коэффициент прибыли, расходы по процентам / средние нерентабельные активы, расходы по процентам / средние рентабельные активы, расходы по процентам / совокупные расходы, процентные доходы / процентные расходы, ликвидные активы / (депозиты + недепозитные фонды), ликвидные активы / итого активы, чистый оборотный капитал / итого активы (заработная плата и премии сотрудников + пенсионные резервы) / численность персонала (акционерный капитал + совокупный доход) / (амортизационные + неамортизационные фонды), (акционерный капитал + совокупный доход) / итого активы (акционерный капитал + совокупный доход) / (итого активы + непредвиденные расходы и сырьевые товары), стандартный коэффициент достаточности капитала
Cielen, Peeters, 2004, с. 526–532	366 банков Бельгии	Денежные средства / ограниченный оборотный капитал, собственный капитал (собственный капитал / итого активы), просроченные налоговые обязательства, полученные доходы / итого активы, запасы, валовая выручка, покрытие обязательств, чистый доход, коэффициент текущей ликвидности, коэффициент срочной ликвидности, коэффициент платежеспособности
Haslem et al., 1992	176 банков США	Денежные средства в национальной валюте, внутренние инвестиции, денежные средства в иностранной валюте, иностранные инвестиции, чистые внутренние кредиты, чистые иностранные кредиты, чистая прибыль, итого активы, итого внутренние процентные вклады, итого внутренние непроцентные депозиты, итого собственный капитал, итого иностранные процентные вклады, итого иностранные непроцентные вклады
Kolari et al., 2002, p. 361–387	8977 банков США	Допустимые потери по кредитам / всего активов, всего активов компаний в холдинге банка, всего активов банка / всего активов банковской холдинг-компании, депозитные сертификаты / всего депозитов, максимальные изменения активов – средние изменения активов, максимальные изменения кредитов за последние 90 лет / среднее значение числителя, чистая прибыль после вычета налогов / всего активов, чистый процентный доход / всего активов, чистый процент по кредиту / всего активов, недепозитные обязательства / всего обязательств, резерв по потерям по кредиту / всего активов, сумма счетов основных фондов / всего активов, всего собственный капитал / всего активов, всего кредитов и аренда / всего активов, всего ценных бумаг / всего активов

Таблица 1 (окончание)

Авторы	Выборка	Переменные
Olmeda, Fernandez, 1997, p. 317–335	66 банков Испании	Денежный поток / всего кредиты, покрытие долга, оборотные активы / всего активы, оборотные активы – денежные средства / всего активы, чистый доход / кредиты, ROA, чистый доход / всего собственный капитал, резервы / кредиты
Swicegood, Clark, 2001, p. 169–186	1741 банк США	Допустимые убытки по кредитам / итого кредиты, темпы роста активов, филиал или одиночный банк, документ на право ведения банковских операций, минимальная стоимость банковских депозитов / итого активы, страхование вкладов, доходные активы / итого активы, членство в Федеральном резервном банке, доходы (убытки) от продажи ценных бумаг / итого активы, принадлежность холдинговой компании, процентный доход / итого активы (непроцентные расходы – заработная плата) / итого активы, непроцентный доход / итого активы, недействующие активы / итого активы, забалансовые обязательства / итого активы, расходы на обеспечение / итого кредиты, географический регион распространения, заработная плата / итого активы, итого собственный капитал / итого активы, итого процентные расходы / итого активы, итого кредиты / итого активы, итого ценные бумаги / итого активы, волатильные обязательства / итого обязательства

Вместе с тем тот факт, что статистические модели показали высокую точность в тех странах, где были разработаны, позволяет заключить, что, используя тот же математический аппарат, но на основе выборки российских банков и системы показателей, построенной на базе банковской финансовой отчетности по российским стандартам, можно построить достаточно точную модель, изначально разработанную для российских условий.

В данной работе авторами разрабатывается модель прогнозирования банкротства банков с использованием моделей бинарного выбора. Построение модели комплексной методики прогнозирования банкротства коммерческого банка проводится в несколько *этапов*:

1) формирование обучающих статистических выборок российских коммерческих банков (банкроты/небанкроты) и массивов финансово-экономических данных в ретроспективном периоде;

2) выбор факторов, которые могут влиять на возникновение риска банкротства, на основе анализа табл. 1 и доступных данных;

3) проведение эконометрической оценки на основе моделей бинарного выбора (пробит- и логит-моделирование), оценка адекватности полученной модели, отбор значимых факторов;

4) апробация методики на другой выборке банков по всем описанным выше методам. Оценка точности прогнозирования по полученной модели.

Далее процесс построения модели, служащей основой комплексной методики прогнозирования банкротства коммерческого банка, будет рассмотрен в соответствии со сформулированными выше этапами.

Этап 1. Формирование выборки банков. Общее количество банков, вошедших в выборки, составило около 200 коммерческих банков, что представляется достаточным для построения адекватной модели прогнозирования банкротства. Период 2007–2010 гг., данные взяты из открытых источников.

Этап 2. Формирование факторов, влияющих на банкротство банков. Поскольку в отличие от других подходов предложенная комплексная методика прогнозирования банкротства коммерческого банка учитывает не только показатели деятельности коммерческого банка, но и макроэкономическую ситуацию в стране (как отмечалось ранее, для экономики России характерны случаи массовых банкротств банков под воздействием неблагоприятных макроэкономических тенденций), факторы, включенные в исследование, можно разделить на две группы:

- 1) внутренние – характеризуют непосредственно деятельность коммерческого банка;
- 2) внешние – характеризуют макроэкономическую ситуацию в стране, а также изменения, происходящие в банковской сфере.

В то же время, поскольку предложенная методика наряду с количественными учитывает качественные показатели деятельности коммерческих банков, внутренние факторы целесообразно также разделить на количественные и качественные.

В табл. 2 представлены показатели, формирующие исходный массив данных.

Как видно из табл. 2, массив данных включает большое разнообразие факторов, отражая показатели, характеризующие деятельность банков с разных сторон: масштабы деятельности, ликвидность, платежеспособность, финансовую устойчивость, эффективность деятельности, возраст, региональную и отраслевую специфику, а также влияние ряда макроэкономических факторов.

Таким образом, исходный массив данных включает 9 показателей для 196 банков (четыре банка были удалены в результате первичной обработки данных), что является достаточным для разработки эффективной модели прогнозирования банкротства. При этом временной горизонт предсказания риска банкротства (период прогнозирования), составляющий один-два года, увязывается с принятым в исследовании лагом времени между датой начала фактической процедуры банкротства (отзыва лицензии) и датой финансовой отчетности банка.

Этап 3. Эконометрическое моделирование.

1. Бинарное моделирование: общие понятия. Модели с бинарной зависимой переменной хорошо зарекомендовали себя в практике эконометрического моделирования и оценивания и использовались во многих работах, посвященных разработке методики оценки банкротства банков. Согласно этому подходу вероятность того, что банк окажется в кризисной ситуации, является функцией вектора n объясняющих переменных Xt . Модели бинарного выбора предполагают дискретную объясняемую переменную модели (наступление или отсутствие кризиса). В данном исследовании используются пробит- и логит-модели, предполагающие применение функции распределения соответственно нормального (гауссовского) и логистического закона. Объясняемая переменная BKt принимает значение 1 в случае, если кризис произошел в момент времени t , и значение 0 – в остальных случаях. Для оценивания моделей используется метод максимального правдоподобия. Необходимо отметить, что в моделях бинарного выбора после оценивания их параметров непосредственной интерпретации поддаются только знаки полученных оценок коэффициентов (положительный знак указывает на рост вероятности банкротства с увеличением значения соответствующего фактора, а отрицательный – на ее снижение).

Оценка адекватности построенной модели основана на анализе тестовых статистик и проверке статистических гипотез:

- 1) для проверки статистической значимости оценок параметров регрессионного уравнения на заданном уровне значимости применяется z -статистика;
- 2) для анализа адекватности модели в целом проводят проверку нулевой гипотезы о том, что коэффициенты при всех включенных в модель факторах одновременно равны 0. Если нулевая гипотеза отклоняется, то, следовательно, в модели есть факторы, оказывающие статистически значимое влияние на эндогенную переменную y . Для проверки гипотезы используется статистический критерий отношения правдоподобия (LR -test);
- 3) для выбора наиболее точной модели традиционно используются информационные статистики Акаике и Шварца: модель с меньшими значениями этих статистик считается более предпочтительной.

Для исследования прогнозной силы модели будет использоваться классификационная таблица, которая представляет собой таблицы “правильных” и “ошибочных” классификаций используемой выборки объектов. Построение таблицы основывается на использовании порогового значения C и на вычислении ожидаемых значений зависимой переменной. В результате чем больше полученных правильных классификаций и чем меньше значения оценок вероятностей ошибок, тем выше прогнозная сила построенной модели.

Таблица 2. Показатели, формирующие исходный массив данных для построения модели прогнозирования банкротства коммерческих банков

Группа факторов	Наименование показателя	Обозначение	Экономический смысл
1. Внутренние факторы			
А. Количественные факторы	Коэффициент мгновенной ликвидности за один год до предполагаемого банкротства (отношение ликвидных активов к обязательствам до востребования) Рентабельность активов за два года до предполагаемого банкротства, ROA, в долях Отношение собственного капитала к активам банка за два года до предполагаемого банкротства, в долях Рентабельность собственного капитала за два года до предполагаемого банкротства (отношение прибыли после уплаты налогов к собственным средствам банка) Темп прироста активов за один год до предполагаемого банкротства Возраст руководства банка	K_L	Является одним из важнейших показателей ликвидности. Характеризует степень покрытия наиболее неустойчивых обязательств ликвидными средствами
		ROA	Характеризует общую эффективность деятельности банка, работы активов
		EC_A	Характеризует финансовую устойчивость банка. Является показателем, характеризующим общую достаточность капитала
		ROE	Характеризует эффективность использования собственного капитала банка
		T_A	Темп прироста активов
В. Качественные факторы	Местоположение банка	AGE	Показывает средний возраст руководства банка. Принимает значение 0, если руководству до 30 лет, значение 1 – если от 30 до 40 лет и значение 2 – если больше 40 лет
		$PLACE$	Характеризует деятельность банка с точки зрения его местоположения. Принимает значение 1, если банк (головной банк, в случае если банк имеет филиалы) находится в Москве, и 0 – если в других регионах России
	Отраслевая специфика деятельности банка	$SPHERE$	Характеризует деятельность банка с точки зрения его принадлежности к сырьевому сектору экономики. Принимает значение 0, если банк принадлежит к сырьевому сектору, и значение 1 – в обратном случае
2. Внешние факторы			
Факторы	Ставка рефинансирования ЦБ РФ за один год до предполагаемого банкротства	R	Оказывает непосредственное влияние на деятельность коммерческих банков. Путем снижения или увеличения ставки рефинансирования ЦБ может усиливать или ослаблять заинтересованность коммерческих банков в получении дополнительных резервов на основе заимствований у него

2. Результаты оценивания. Итоговая оцененная модель представлена в табл. 3, расчет произведен в программном пакете EViews версии 7,0. По результатам оценивания и на основе сравнения конкурирующих пробит- и логит-моделей по критерию коэффициента детерминации МакФаддена, а также информационных критериев Акаике и Шварца наиболее удачной оказалась логит-спецификация.

Таблица 3. Результаты оценки логит-модели методом максимального правдоподобия

Зависимая переменная: <i>BK</i>				
Метод оценивания: метод максимального правдоподобия				
Всего наблюдений: 196				
Переменная	Коэффициент	Стандартная ошибка	z-статистика	Вероятность
<i>AGE</i>	-1,658109	0,500659	-3,311850	0,0009
<i>EC_A</i>	0,728555	0,305556	2,384360	0,0171
<i>PLACE</i>	-1,357105	0,624761	-2,172200	0,0298
<i>T_A</i>	-1,658774	0,852545	-1,945673	0,0517
<i>R</i>	212,9163	43,07943	4,942412	0,0000
<i>C</i>	-12,84060	3,395836	-3,781277	0,0002
Коэффициент детерминации	0,691581	Среднее зависимой переменной		0,500000
МакФаддена				
Стандартное отклонение	0,501280	Стандартная ошибка регрессии		0,253130
зависимой переменной				
Критерий Акаике	0,488784	Сумма квадратов остатков		12,17424
Критерий Шварца	0,589134	Функция максимального правдоподобия		-41,90084
<i>LR</i> -статистика	187,9120	Функция МП с ограничениями		-135,8568
Вероятность (<i>LR</i> -статистика)	0,000000	Среднее функции МП		-0,213780
Наблюдений с зависимой переменной, равной нулю (небанкроты)	98	Наблюдений с зависимой переменной, равной 1 (банкроты)		98

Более того, факторы *K_L*, *ROA* и *ROE* оказались статистически незначимыми (хотя и с ожидаемыми знаками коэффициентов) и в окончательную спецификацию модели не вошли. С нашей точки зрения, статистическая незначимость указанных факторов говорит о том, что данные показатели, являясь краткосрочными по своей сути (значения рассчитываются по данным в течение года), не оказывают значимого влияния на среднесрочное состояние (от одного года до двух лет) российских банков в силу большой изменчивости конъюнктуры российской финансовой сферы.

Таким образом, формула оцененного уравнения имеет вид:

$$FK = \Lambda(-1,658AGE + 0,729EC_A - 1,357PLACE - 1,659T_A + 212,916R - 12,84), \quad (1)$$

где $\Lambda(\bullet)$ – функция распределения логистического закона.

Из табл. 3 видно, что полученная нами после модификации модель в целом является значимой, поскольку значение вероятности для *LR*-статистики равно 0,00. Значение коэффициента R^2_{MF} равно 0,69, что свидетельствует о наличии сильной связи между объясняющими переменными и зависимой переменной и характеризует построенную модель как адекватную. Статистики Акаике и Шварца равны соответственно 0,488 и 0,589.

В первую очередь из анализа табл. 3 можно отметить, что значимым внешним фактором является ставка рефинансирования за один год до предполагаемого банкротства (ее повышение увеличивает вероятность банкротства банков). Полученный результат можно пояснить следующим образом: чем выше ставка, тем, вообще говоря, выше становится для банков стоимость получения кредитов, соответственно тем выше вероятность банкротства банков, у которых уже наблюдаются финансовые трудности. Полученный результат указывает на то, что государство может управлять кризисной ситуацией в банковской сфере посредством изменения (снижения) ставки рефинансирования. Значимость ставки рефинансирования на появление кризисной ситуации в банковской сфере подтверждается и другими исследованиями. В статье (Федорова, Лукасевич, Мухин, 2012) оценивается эффективность применения инструментов ДКП для целей ДКП (в том числе и на стабильность банковской системы) с помощью *ARCH*-моделирования.

В данном исследовании наиболее эффективной мерой для укрепления российской банковской системы являлся уровень ставки рефинансирования из восьми анализируемых инструментов, действие данного инструментария начиналось с третьего лага и продолжалось до восьмого лага в кризисный период (лаг – один месяц).

Данный эффект можно подтвердить и другим способом: с использованием ящичковых диаграмм для показателя “ставка рефинансирования”. Ящичковые диаграммы служат для анализа основных показателей эмпирического распределения наблюдаемой величины.

На представленной на рис. 1 ящичковой диаграмме для собранных данных видно, что медианное значение ставки рефинансирования (горизонтальная пунктирная линия внутри ящика) для банков-банкротов находится выше 0,11 (11%), в то время как для банков-небанкротов этот показатель находится ниже 0,08 (8%). Причем более высокие значения ставки рефинансирования наблюдались лишь для отдельных банков-небанкротов (выбросов), отмеченных на рис. 1 знаком “*” (звездочка). Соответственно повышение ставки рефинансирования, а значит, удорожание кредитов действительно может приводить к банкротству банков.

Следующим значимым (внутренним) фактором является показатель отношения собственного капитала к активам банка за два года до предполагаемого банкротства. Поскольку данный показатель представляет собой дробь, его положительное влияние на вероятность банкротства банка можно интерпретировать следующим образом: у проблемных банков наблюдается сокращение имеющихся активов, что свидетельствует о неблагоприятном их положении. Соответственно наблюдается рост указанного показателя.

Однако, анализируя полученные результаты по влиянию темпов роста активов банка на вероятность банкротства, можно отметить, что чем выше темп прироста активов, тем менее банк подвержен банкротству. Данный вывод не противоречит предыдущему и вполне согласуется с экономической логикой.

Хотелось бы отдельно отметить показатель, который связан с менеджментом банка. В среднем, чем старше руководство, тем меньше вероятность банкротства банков (причем данный показатель имеет один из самых высоких уровней значимости в модели). Еще одним значимым качественным показателем является месторасположение банка: банк, находящийся не в Москве, имеет более высокий шанс обанкротиться.

3. Предельные эффекты. Предыдущую интерпретацию влияния вошедших в модель факторов мы проводили только с точки зрения знаков полученных оценок коэффициентов, т.е. если оценка имеет положительный знак, то рост значения соответствующего фактора будет приводить к росту вероятности банкротства (и наоборот). Отрицательный знак при коэффициенте означает обратную ситуацию.

Ограниченность такого рода анализа была продиктована тем фактом, что в моделях бинарного выбора, в отличие от классических регрессионных моделей, оценить количественное влияние изменения значения регрессора на зависимую переменную непосредственно нельзя. Тем не менее в моделях бинарного выбора количественную оценку влияния изменения отдельного регрессора на величину зависимой переменной можно давать с помощью анализа так называемых *предельных эффектов* (при условии, что значения остальных регрессоров фиксированы, например, на уровне средних).

При проведении анализа с помощью предельных эффектов необходимо отметить, что, вообще говоря, в отобранном наборе факторов в модели присутствуют как переменные, меняющиеся непрерывно (например, EC_A , T_A), так и дискретные переменные (такие, как AGE , $PLACE$).

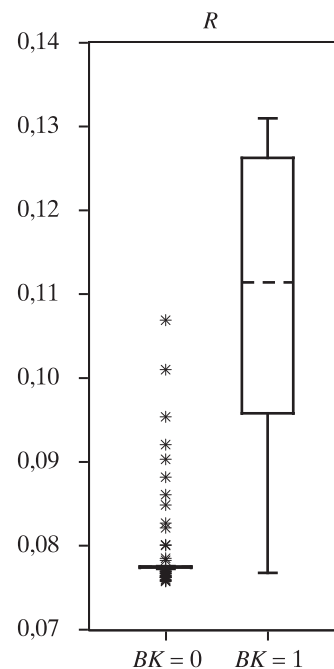


Рис. 1. Ящичковые диаграммы эмпирического распределения для показателя “Ставка рефинансирования”

Таблица 4. Предельные эффекты непрерывных переменных в логит-модели

Переменная	EC_A	T_A	R
Предельный эффект	0,085	–0,193	24,82

В первом случае предельные эффекты оцениваются непосредственно, путем взятия соответствующей производной:

$$\frac{\partial \Lambda}{\partial x_i} = \beta_i \lambda(\tilde{\beta} \tilde{x}), \quad (2)$$

где $\Lambda(\bullet)$, $\lambda(\bullet)$ – соответственно функция распределения и функция плотности вероятности логистического закона (в логит-модели), λ_i – коэффициент при регрессоре x_i .

Значения предельных эффектов соответствующих переменных приводятся в табл. 4. Из таблицы видно, что, например, с ростом показателя T_A (темп роста активов банка) на один процентный пункт вероятность наступления банкротства снижается в среднем на 0,193. Увеличение же ставки рефинансирования, например, на один базисный пункт приводит к росту вероятности банкротства в среднем на 0,248.

В случае с дискретным регрессором взять производную производной невозможно, поэтому принято проводить графический анализ кривых отклика вероятности. В рамках этого анализа для диапазона значений некоторой отобранной непрерывной переменной смотрят, как изменится вероятность банкротства при разных значениях указанной дискретной переменной. Соответствующие графики приведены на рис. 2–5.

Кратко прокомментируем полученные результаты на примере рис. 2 (интерпретация остальных рисунков аналогична). При анализе предельных эффектов с дискретным регрессором и построении соответствующих кривых отклика вероятности на графике по вертикальной оси откладывается значение вероятности, а по горизонтальной оси – та *непрерывная* переменная, для различных значений которой мы и будем оценивать отклик (в нашем случае это переменная EC_A). Поскольку подавляющее большинство банков в выборке имело значение EC_A меньше 1 (как и полагается для адекватно функционирующего банка), проведем анализ для значения $EC_A = 0,5$. Как видно из графика, если для руководства банка в возрасте до 30 лет вероятность банкротства составляет почти 98% (при прочих средних значениях факторов), то для руководства в возрасте от 30 до 40 лет этот показатель падает до 94%.

Вероятность банкротства для банка, имеющего руководство старше 40 лет, составляет 76% только при условии, что показатель EC_A (отношение собственного капитала к активам банка за два года до предполагаемого банкротства) составляет 0,5, а остальные показатели зафиксированы на уровне своих средних значений. Таким образом, речь идет о том существенном понижающем эффекте, который оказывает старший возраст руководства на вероятность обанкротиться для банка, а не о конкретном значении вероятности обанкротиться.

Следует отметить, что практически кривые отклика вероятности позволяют определить величину снижения неблагоприятного эффекта при изменении дискретного фактора. Это наблюдение можно использовать для последующего предотвращения возможной кризисной ситуации банка. Таким образом, кривые отклика вероятности дают возможность количественно оценить влияние изменения качественного показателя.

4. Прогнозная сила модели. Далее нам следует оценить прогнозную силу нашей модели, что можно сделать двумя способами. В первую очередь нужно проверить прогнозные свойства модели на той выборке, по которой она строилась. Для этого ниже приводится соответствующая классификационная таблица (см. табл. 5). Далее прогнозные возможности построенной модели будут исследоваться на контрольной выборке кризисных и некризисных банков.

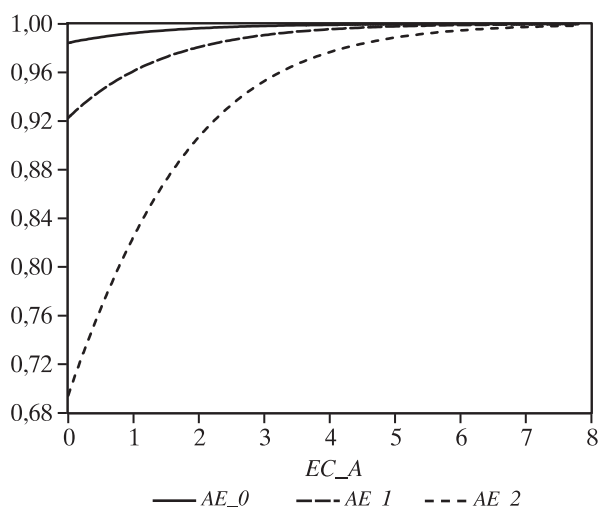


Рис. 2. Предельное влияние возраста руководства на вероятность банкротства банка при различных значениях отношения величины собственного капитала к активам банка

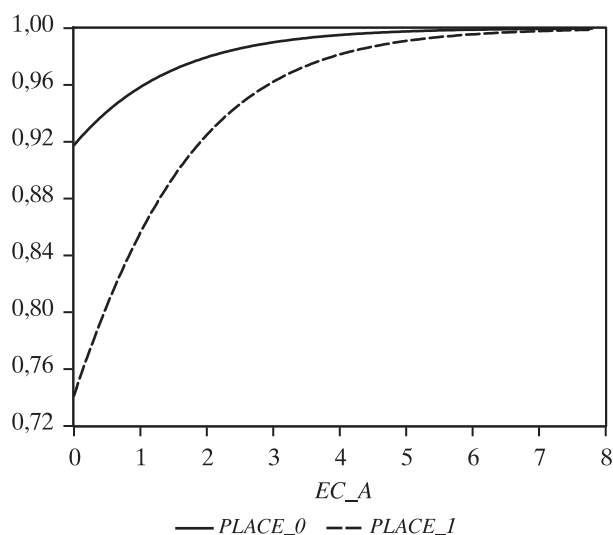


Рис. 3. Предельное влияние месторасположения банка на вероятность банкротства при различных значениях отношения величины собственного капитала к активам банка

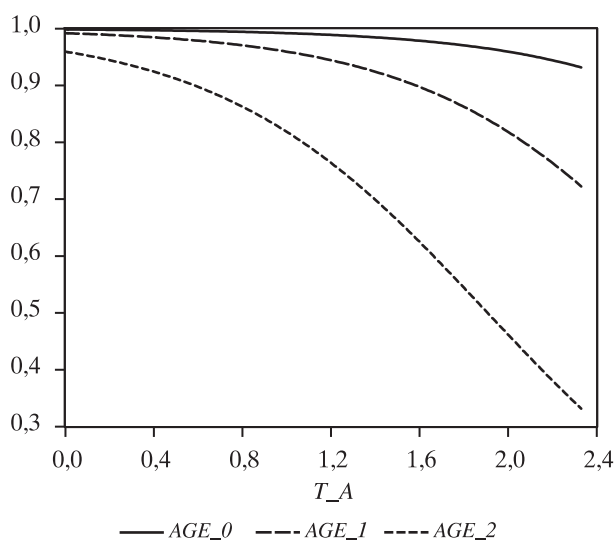


Рис. 4. Предельное влияние возраста руководства банка на вероятность банкротства при различных значениях темпов роста активов банка

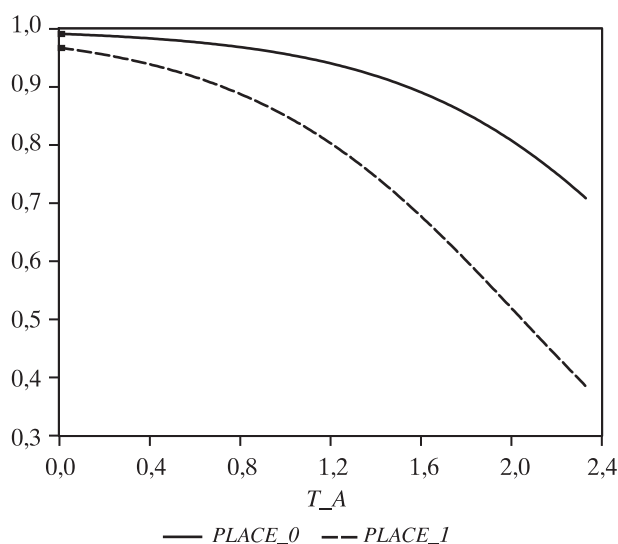


Рис. 5. Предельное влияние месторасположения банка на вероятность банкротства при различных значениях темпов роста активов банка

Апробация на текущей выборке. Как говорилось выше, для этой цели нам необходимо построить классификационную таблицу. Результаты этого шага представлены в табл. 5.

В классификационной таблице, построенной с использованием порогового значения вероятности $C = 0,5$, представлено соответствие истинного значения зависимой переменной и предсказываемого построенной моделью значения. Если значение вероятности того, что зависимая переменная равна 1, больше указанного порогового значения 0,5, то мы считаем, что соответствующий банк относится к группе кризисных банков. Если же вероятность ниже 0,5, то согласно предсказанию по модели мы считаем, что положение данного банка стабильно.

Таблица 5. Классификационная таблица (пороговое значение вероятности $C = 0,5$)

Показатель	Истинное значение зависимой переменной		Всего
	Зависимая переменная равна нулю	Зависимая переменная равна 1	
Вероятность (зависимая переменная =1) $\leq 0,5$	94	11	105
Вероятность (зависимая переменная =1) $> 0,5$	4	87	91
Всего ответов	98	98	196
Правильных ответов	94	87	181
Правильных предсказаний, %	95,92	88,78	92,35
Неправильных предсказаний, %	4,08	11,22	7,65

Соответственно вероятность ошибки первого рода, т.е. вероятность признания некризисного банка кризисным, составляет 4,08% (4 из 98), а вероятность ошибки второго рода, т.е. признание кризисного банка некризисным, – 11,22% (11 из 98). В целом согласно классификационной таблице общая доля неправильных ответов составляет всего 7,65%. Следовательно, построенная нами модель может успешно применяться для прогнозирования вероятности наступления банкротства коммерческого банка.

Апробация методики на контрольной выборке банков. Для полученной модели проведения апробация прогнозирования банкротства на примере 50 банков, не вошедших в исходную выборку. Для этого в полученную модель были подставлены требуемые характеристики указанных банков. При этом применялся следующий принцип принятия решения: если рассчитанный по формуле (1) показатель больше порогового значения больше 0, то существует высокая вероятность признания банка банкротом; если меньше – то вероятность банкротства будет низкой. В соответствии с данным критерием была определена прогнозная вероятность на выборке банков, состоящей из 25 банкротов и 25 небанкротов, и определена вероятность их банкротства (табл. 6).

Как видно из табл. 6, предлагаемая модель дает достаточно высокий уровень правильных прогнозов вероятности банкротства банков и на контрольной выборке. В 92% случаев модель показала правильный результат, что представляется вполне удовлетворительным с практической точки зрения: понятно, что ни одна методика прогнозирования банкротства не может обеспечить точность 100%, в то время как точность большинства существующих методик (за исключением методов нейросетевого моделирования) составляет около 70–75%.

Достоинства разработанной модели для прогнозирования банкротства российских банков заключаются в простоте расчетов и при этом в высокой точности получаемых результатов, учете российской специфики.

В работе изначально было отобрано девять типовых характеристик банков (внутренних и внешних факторов) на выборке, состоящей из 196 банков. В результате на основе регрессионного анализа с использованием моделей бинарного выбора были отобраны наиболее значимые факторы (в итоговую модель вошло пять факторов).

Здесь необходимо отметить полученную в модели статистическую значимость не только стандартных количественных характеристик банков (например, темп прироста активов за один год до предполагаемого банкротства), влияние которых на банкротство банка не подлежит сомнению, но и ряда качественных факторов (возраст руководителя банка, месторасположение банка).

Прогнозная сила модели составила 92% (на исходной и на контрольной выборках), что представляется достаточно высоким уровнем качества полученной модели. Таким образом, предложенная методика прогнозирования банкротства российских коммерческих банков может использоваться как *эффективное дополнение* к методикам оценки их финансового состояния.

Таблица 6. Таблица прогнозных значений банкротства банков

Название банка	Реальное состояние через один год	Прогнозное состояние через один год по модели	Название банка	Реальное состояние через один год	Прогнозное состояние через один год по модели
ОАО “Спурт Банк”	0	0	КБ “Лютви”	1	1
ОАО КБ “Химик”	0	0	КБ “Торнадо”	1	1
ООО “Эйч-Эс-Би-Си Банк”	0	0	КБ “Малбанк”	1	1
КБ “Банк Ярославич”	0	0	Обнинский КБ “Тет-банк”	1	1
КБ “Яринтербанк”	0	1	КБ “Арктикбанк”	1	1
КБ “Юникорбанк”	0	0	КБ “Казачий”	1	1
КБ “Экси-банк”	0	0	КБ “Шереметьево”	1	1
КБ “Япы Креди Банк Москва”	0	0	Банк Рождественский	1	1
ЮМК Банк	0	0	Металхимбанк	1	1
Ярославский земельный банк	0	0	КБ “Оригинал”	1	1
Сумитомо Мицуи Банк	0	0	Ростовский АЗБ “Сельская новь”	1	1
СЭБ Банк	0	0	КБ “Намыс”	1	0
Татагропромбанк	0	0	Сибирский КБ “Аурум”	1	1
Тетраполисбанк	0	0	КБ “Юркомбанк”	1	1
Туробанк	0	0	АКБ “Московская деловая группа”	1	1
Унифинбанк	0	0	КБ “Электропривод-банк”	1	0
Тусар Банк	0	0	КБ “Контракт”	1	1
Уссури Банк	0	0	КБ “Эдвам”	1	1
Ури Банк	0	0	КБ “Акида”	1	1
Фиа-банк	0	0	КБ “Динар”	1	1
Ферробанк	0	0	Дредноут-банк	1	1
Радиотехбанк	0	0	КБ “Деловой”	1	1
РБА Банк	0	0	КБ “Три девятки”	1	1
Примсоцбанк	0	0	КБ “Данко”	1	1
Росэксимбанк	0	1	КБ “Игерман”	1	1

Данный подход позволит своевременно предсказывать и предотвращать кризисные ситуации в коммерческих банках и, следовательно, будет способствовать более эффективному развитию российской банковской системы в целом.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Пересецкий А.А., Карминский А.М., Суст А.Г.** (2004). О моделировании рейтингов надежности российских банков // *Экономика и мат. методы*. Т. 40. № 4.
- Федорова Е.А., Лукасевич И.Я., Мухин А.С.** (2012). Оценка эффективности денежно-кредитной политики ЦБ РФ в период финансового кризиса // *Проблемы прогнозирования*. № 1.
- Alam P., Booth D., Lee K.** et al. (2000). The Use of Fuzzy Clustering Algorithm and Self-organizing Neural Network for Identifying Potentially Failing Banks: An Experimentstudy // *Expert Systems with Applications*. Vol. 18.
- Bell T.** (1997). Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model’s Ability to Predict Commercial Bank Failures // *International J. of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 6.
- Canbas S., Cabuk A., Kilic S.** (2005). Prediction of Commercial Bank Failure Via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structure: The Turkish Case // *European J. of Operational Research*. Vol. 166.

- Cielen L., Peeters K.** (2004). Bankruptcy Prediction Using a Data Envelopment Analysis // *European J. of Operational Research*. Vol. 154.
- Haslem J., Scheraga A., Bedingfield C.** et al. (1992). An Analysis of the Foreign and Domestic Balance Sheet Strategies of the U.S. Banks and Their Association to Profitability Performance // *Management International Review*. First Quarter.
- Kolari J., Glennon D., Shin H.** et al. (2002) Predicting Large US Commercial Bank Failures // *J. of Econ. and Business*. Vol. 54.
- Olmeda I., Fernandez E.** (1997). Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction // *Computational Econ.* Vol. 10.
- Ravi K.P., Ravi V.** (2007). Bankruptcy Prediction in Banks and Firms Via Statistical and Intelligent Techniques – A Review // *European J. of Operational Research*. Vol. 180.
- Swicegood P., Clark J.** (2001). Off-Site Monitoring for Predicting Bank under Performance: A Comparison of Neural Networks, Discriminant Analysis and Professional Human Judgement // *International J. of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 10.
- Tam K.** (1991). Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy // *Omega*. Vol. 19 (5).
- West R.** (1985). A Factor Analytic Approach to Bank Condition // *J. of Banking and Finance*. Vol. 9.

Поступила в редакцию
15.10.2011 г.

The Use of Binary Choice Models for Predicting Bank Failures

Ye.A. Fedorova, Ye.V. Gilenko

The authors develop a model for predicting Russian bank failures using the binary choice models approach. The final indicator of bank failure comprises 5 factors. Marginal effects for every factor in the model were calculated in order to describe the response of the probability for a bank to go bankrupt to a unit change in the value of the factor. Estimation of predictive power of the model gives satisfactory results.

Keywords: probit model, logit model, failure of banks, predicting crisis situation, marginal effects.