

С.В.Головань, М.А.Евдокимов, А.М.Карминский, А.А.Пересецкий

Модели вероятности дефолта российских банков

II. Влияние макроэкономических факторов на устойчивость банков

Препринт # WP/2004/043 R

Эта работа была написана в РЭШ в рамках исследовательского проекта “Банковский сектор и рейтинг банков в России II”.

Проект осуществлен при поддержке Фонда Форда, Всемирного Банка и Фонда Джона и Кэтрин МакАртуров.

Москва
2004

Головань С.В., Евдокимов М.А., Карминский А.М., Пересецкий А.А. Модели вероятности дефолта российских банков. II. Влияние макроэкономических факторов на устойчивость банков. / Препринт # 2004/043. – Российская экономическая школа, 2004. – 25 с. (Рус.)

Работа использует эконометрический подход для анализа влияния факторов макроэкономического окружения на устойчивость банка. Для построения моделей используется база данных по функционированию российских банков за 1996-2001 гг. Используются также данные ЦБ РФ по отзыву банковских лицензий и данные по банкам, попавшим под управление АРКО. Эффективность прогноза по построенным моделям оценивается на основе критериев, основанных на минимизации потерь инвесторов.

Потенциальным назначением моделей являются системы мониторинга банков и банковской системы в целом. Соответствующие подходы активно рассматриваются в работах Базельского комитета. Используемая в работе методика оценки рисков активных операций на межбанковском рынке в изменчивом макроэкономическом окружении может заинтересовать как пруденциальные органы (соответствующие подразделения Банка России), так и коммерческие банки.

Ключевые слова: банк, модель вероятности дефолта, модель дискретного выбора, системы раннего предупреждения.

Golovan Sergei, Evdokimov Mikhail, Karminsky Alexandr, Peresetsky Anatoly. Probability of Default Models of Russian Banks II. Models and macroeconomic environment. / Working Paper # 2004/043. – Moscow, New Economic School, 2004. – 25 p. (Rus.)

In the paper we use the econometric approach to model the probability of default models of Russian banks. We use balance sheet data to predict the survival of the bank in next two years. The special feature of the approach is usage of the macroeconomic variables in the models. It is shown that including of the macro variables increase the prediction power of the models. The results could be of interest for the bank supervision authorities, and the commercial banks as well.

Key words: bank, probability of default model, logit model, early warning systems.

ISBN

© Головань С.В., Евдокимов М.А., Карминский А.М., Пересецкий А.А., 2004 г.

© Российская экономическая школа, 2004 г.

Содержание

1. Введение	4
2. Описание данных, переменных и моделей.	5
2.1. Алгоритм формирования наборов данных.	5
2.2. Индикаторы деятельности банков как регрессоры	7
2.3. Статистические характеристики набора данных	7
2.4. Макроэкономические переменные	9
2.5. Probit-модель	10
3. Исследование моделей	10
3.1. Построение базовой модели, не учитывающей макропеременные	10
3.2. Построение моделей с использованием макроэкономических переменных	11
4. Методы сравнения моделей	12
4.1. Ошибки I и II рода при использовании моделей для классификации банков	12
4.2. Графики ошибок I – II рода	14
4.3. Эвристические критерии сравнения моделей	15
5. Оптимальные критерии отбора и интерпретация результатов	20
6. Формирование рейтинговой шкалы и сравнение с существующими рейтингами	22
7. Заключение	23
8. Литература	24
Приложение	25

1. Введение

Разработка моделей для анализа устойчивости банков привлекает в последнее время все большее внимание. Вопросам эконометрического анализа банковского сектора посвящается значительное число исследований, преимущественно за рубежом. В то же время Россия, которая в силу сложившихся обстоятельств поставила масштабный эксперимент по ликвидации части банков, привлекает особое внимание.

Проблема дефолта имеет важное практическое значение. В 1998-2000 годах крах потерпели многие банки, которые при поверхностном анализе казались вполне благополучными. Это и породило интерес к разработке эконометрических моделей, которые диагностировали бы критическое состояние банка. Результаты анализа и оценок последствий финансового кризиса в России августа 1998 года на основе таких моделей, а также отработка методологии их построения являются хорошей основой для практического использования полученных результатов. Учет макроэкономического окружения для этих целей представляется вполне естественным.

Имеют ли вопросы построения моделей дефолта практическое значение не только для России? Представляется, что вполне определенное. В странах, где общее число банков порой исчисляется сотнями и даже тысячами (США, Россия, Европейский Союз), пруденциальным органам, регулирующим банковский сектор, необходимо уметь выделять банки, которые имеют признаки, характерные для банкротства. Именно на них этим органам следует сосредоточить повышенное внимание.

Естественно, хотелось бы иметь систему, которая с определенной вероятностью отбирала банки, наиболее подозрительные и требующие повышенного внимания и более жесткого контроля, т.е. диагностировать критическое состояние банка. Подобные системы называются системами раннего предупреждения о возможном банкротстве (Early warning system, EWS). Часть из них уже активно используется органами банковского надзора в развитых странах, но большинство находится на стадии разработки. Обзору таких систем посвящена работа Sahajwala and Bergh (2002).

На входе подобной системы обычно задается набор основных характеристик деятельности банка, а на выходе получается агрегированный показатель (например, номер группы стабильности банка (рейтинг) или вероятность банкротства). Основной целью подобных моделей является выработка *первичных* рекомендаций, т.к. окончательное суждение выносится после тщательного анализа отдельных субъектов.

Наиболее известными из моделей, до настоящего времени использовавшихся для целей раннего предупреждения, в частности, Федеральной Резервной Системой США, являются системы CAMEL и SEER. В частности, в системе CAMEL основными группами индикативных показателей являются показатели качества капитала (**C**apital), активов (**A**sset Quality), управления (**M**anagement), прибыльности (**E**arnings) и ликвидности (**L**iquidity). Эконометрическая модель SEER основана на модели бинарного выбора и оценивает вероятность банкротства банка по квартальным отчетным данным (Sahajwala and Bergh, 2002).

Некоторые другие подходы к анализу устойчивости банков рассмотрены в работах Kolari et al. (2002), Demirguc-Kunt and Huzinga (1997). В работе Kolari для Logit-моделей выделены 28 значимых переменных, не все из которых могут быть использованы напрямую в нашем исследовании в силу различий в бухучете в России и США. Основным принципиальным фактором является отличное по сравнению с (Гаршин, 2003) выделение зависимых переменных, учитывающих динамику изменения индикаторов.

В то же время в перечисленных работах не учитывается макроэкономическое окружение, что, по-видимому, связано с относительно стабильным состоянием экономики США. В России и в странах с переходной экономикой ситуация кардинально отличается.

Макроэкономическое окружение накладывало и накладывает заметный отпечаток на состояние банков. Необходимость учета макропоказателей в моделях надежности банков неоднократно обсуждалось в работах Базельского комитета (см. например, Borio, 2003). Поэтому далее в моделях будет исследоваться влияние макроэкономических показателей. Макропоказатели использовались в работе Demirguc-Kunt and Huzinga (1997), где для анализа устойчивости банков в ряде развивающихся стран в качестве объясняющих переменных были использованы такие показатели как ВВП, инфляции и др.

Эконометрический анализ в данной работе использует Probit-модель (см. например, Магнус и др., 2004), в которой регрессоры сформированы из основных финансовых индикаторов деятельности банков, а также внешних макроэкономических показателей, перечисленных ниже. В качестве зависимой переменной используется переменная LIVE, которая принимает значение 0, если у банка была отозвана лицензия в течение 2 лет с момента фиксации данных, и 1, если банк продолжал функционировать в течение этого времени. Таким образом, имея набор основных показателей деятельности банка, на выходе модели мы получим показатель, который можно интерпретировать как вероятность того, что банк будет успешно функционировать в ближайшем будущем.

Данная работа является продолжением работ (Гаршин и др., 2003) и (Головань и др., 2003), выполненных в рамках проекта РЭШ “Тенденции развития банковского сектора в России”. Со времени написания работы (Гаршин и др., 2003) прошел год, появились новые данные о состоянии банковской системы. В данной работе разрабатываются некоторые новые модели, включающие макроэкономические показатели, на основе этой расширенной базы данных. Разработаны методики сравнения качества моделей, учитывающие возможный экономический эффект от применения модели инвесторами. В заключение сделана попытка исследования связи существующих рейтингов с градацией, получаемой как результат прогнозирования.

2. Описание данных, переменных и моделей.

2.1. Алгоритм формирования наборов данных.

В работе используется база данных по большому числу российских банков за период с 1996 по 2002 годы, любезно предоставленная для целей данного проекта Информационным агентством «Мобиле».

При формировании этого набора данных был произведен анализ статуса каждого из существовавших в 1996 г. российских банков. С точки зрения данного исследования банкротство банков определялось по факту отзыва у банка лицензии Центральным Банком РФ. В то же время, если у банка была отозвана лицензия и он был поглощен другим банком, но его финансовое состояние по нашей оценке на момент отзыва лицензии (поглощения) было удовлетворительным, то такая ситуация как банкротство не рассматривалась. Одновременно, если лицензия отозвана не была, но банк попал под управление АРКО, банк относился к категории обанкротившихся.

Таким образом, факт банкротства характеризовался бинарной переменной, принимающей значение 0, в случае банкротства банка и 1, в противном случае. При этом для банков-банкротов фиксировался квартал, в котором произошло событие, идентифицируемое как банкротство. Сбербанк, Внешторгбанк и Внешэкономбанк – крупнейшие банки, принадлежавшие государству, существование которых в некотором смысле гарантировано последним, из рассмотрения были исключены. Назовем *эпизодом* набор параметров банка и значения макропеременных на некоторый момент времени и значение переменной LIVE через два года. Набор данных, который используется в данной работе, состоит из эпизодов. С целью избежать трудностей в оценивании моделей, связанных с корреляцией в данных, был произведен отбор эпизодов в соответствии со следующим алгоритмом.

1. Рассмотрим какой-либо обанкротившийся банк. Пусть он обанкротился в момент времени t .
2. Определяем финансовые показатели данного банка в момент $(t - 2)$ года. В набор параметров, характеризующих событие, относим также макроэкономические показатели за предшествующий моменту $(t - 2)$ года квартал. Приводим в соответствие этим данным зависимую переменную $LIVE = 0$ (банк обанкротился в момент t).
3. Рассмотрим этот же банк в момент $(t - 2)$ года. В этот момент банк функционировал. Для этого случая повторим пункт 2, приписав соответствующему событию зависимую переменную $LIVE = 1$ (банк функционировал в момент $t - 2$ года). Таким образом, мы предполагаем, что положение банка в момент $(t - 2)$ года определялось показателями этого банка и макроэкономическими показателями в момент $(t - 4)$ года и т.п. Продолжаем отступать назад по времени с шагом два года, до завершения набора данных по показателям банков (для нашей базы данных – 1996 год).
4. Для банков, функционирующих вплоть до момента начала исследования (осень 2002 года), алгоритм во многом повторяет описанный выше пункт 3. Для этих банков в качестве отправной точки берется дата в последний год, за который есть еще сведения (в нашем исследовании – 2002 год). Для получения статистически представительного набора данных для каждого банка эта точка выбиралась рандомизированным образом из кварталов 2002 года.
5. Начиная с выбранного момента времени, реализуется итеративная процедура, описанная в п. 3. Значения зависимой переменной – $LIVE = 1$.

Шаг в два года был выбран по следующим причинам:

- по экспертным оценкам этот период является достаточным для завершения процедуры банкротства;

- интервал позволяет каждому банку войти в выборку не менее 2-х раз, но при этом исключает возникновение сильной межвременной корреляции;
- интервал в 2 года оказался наиболее подходящим по результатам работы Koları (2002).

2.2. Индикаторы деятельности банков как регрессоры

Предварительно был проведен эконометрический анализ влияния параметров банковской деятельности на устойчивость банка. Основной перечень индикаторов, подлежащих детальному исследованию, был сформирован с учетом результатов этого анализа, мнений экспертов, а также имеющихся публикаций по эмпирическому анализу факторов (Гаршин и др., 2003; Головки и др., 2002), оказавших наибольшее влияние на устойчивость банковской системы в кризисный период (объемы государственных долговых обязательств, кредитов предприятиям и просроченной задолженности по ним, вкладам населения, использование инструментов срочного рынка и др.), а также наличия этих факторов в имеющейся базе данных. Банковские показатели, которые оказались значимыми по результатам предварительного анализа, представлены в табл. 1.

Таблица 1

№	Наименование показателя	Обозначение
1	Балансовая прибыль	BP
2	Кредиты экономике	KE
3	Кредиты, выданные другим банкам	KDB
4	Негосударственные долговые обязательства	NDO
5	Прочие неработающие активы	PNA
6	Валюта баланса, сумма пассивных счетов	VB
7	Собственный капитал	SK

В качестве переменной, характеризующей «размер» банка, принята валюта баланса VB. В число переменных регрессии включены отношения показателей деятельности банков к VB, в частности отношения таких показателей как KE, BP, KDB, PNA, SK и NDO. Они характеризуют деятельность банка и структуру его баланса. Также добавлены переменные $\ln(VB/defl)$ и $\ln(VB/defl)^2$ для того, чтобы учесть влияние размера банка на его устойчивость. Необходимость дефлирования показателя размера банка (приведения к уровню 1 квартала 1996 года) возникает в силу того, что выборка «размазана» по времени.

2.3. Статистические характеристики набора данных

В соответствии с данным алгоритмом один и тот же банк может встречаться в наборе несколько раз. Поэтому анализируемая выборка содержит данные о 3158 событиях, что существенно больше общего числа банков, задействованных в исследовании. Процентное распределение крахов банков в нашей выборке по годам представлено следующей диаграммой (рис. 1). Максимум числа банкротств приходится на период с 1 кв. 1998г. по 1 кв. 2000г., включающий послекризисные 1.5 года.



Рис.1. Распределение отзывов банковских лицензий во времени.

В табл. 2 представлен ряд статистик, описывающих параметры, включенные в число объясняющих в рассматриваемых ниже моделях. Выборочная статистика по параметрам банков показывает, что средняя величина валюты баланса (переменная VB) для российских банков в наборе данных составляет 715 млн. руб., что в валютном выражении не превышает 100 млн. долл. США, если переводить валюту по историческому курсу. Этот размер, по мнению экспертов, крайне мал, как по международным масштабам, так и относительно валюты баланса крупнейших банков России. Предварительный анализ остальных переменных не дает четких результатов из-за сильной волатильности параметров по выборке банков.

Таблица 2. Описательные статистики параметров банков и объясняющих переменных

	BP	KE	KDB	NDO	PNA	VB	BP/VB
Среднее	5094.9	209271.8	49130.87	40003.43	124820	714661	0.0165
Максимум	1190889.	43780805	8519417.	7204333.	21283738	97660379	0.7832
Минимум	-2383347.	0	0	0	0	101.0	-0.7157
Станд. откл.	74029.1	1389950.	355947.8	256911.7	919429	3877627	0.0567

Таблица 2 (продолжение)

	KE/VB	NDO/VB	PNA/VB	KDB/VB	Log(VB/defl)	Log(VB/defl) ²	SK/VB
Среднее	0.2999	0.0866	0.104582	0.0295	10.37	111.3	0.301
Максимум	0.9883	0.9783	0.943291	0.9327	16.98	288.2	0.997
Минимум	0	0	0.000000	0	3.98	15.9	-0.729
Станд. откл.	0.2047	0.1434	0.1207	0.0838	1.95	41.7	0.221

Список переменных, входящих, по мнению экспертов, в число существенных, более обширен. Однако многие из них (например, такие важные как нормативы текущей и мгновенной ликвидности) стали вычисляться гораздо позже 1 квартала 1996 года, что ограничивает их использование, так как наша выборка “распределена” по времени (период 1996.1 – 2001.4). Показатель SK/VB оказался незначим в рассматриваемой модели, что возможно связано с наличием корреляции с другими показателями, которые вошли в модель.

2.4. Макроэкономические переменные

Следует также подчеркнуть, что каждый квартал, за который в наборе представлены события, характеризовался соответствующими макроэкономическими показателями, которые использовались для временного разделения данных. Это особенно важно для исследуемого периода в силу достаточно сильных изменений макроэкономических переменных из-за нестабильности экономики.

Перечень макроэкономических переменных, используемых в работе, представлен в табл. 1. Макроэкономические показатели взяты на сайтах Центрального банка РФ (www.cbr.ru) и Высшей Школы Экономики (www.hse.ru).

Таблица 3

Наименование характеристики	Переменная	Размерность
Индекс реального ВВП, с поправкой на сезонность*	VVP	%
Индекс потребительских цен за период	CPI	%
Индекс - дефлятор для нормировки по отношению к 1 кв. 1996 г.**	Defl	раз
Количество безработных (в среднем за квартал)	UNEMPLN	млн.чел
Норма безработицы (в среднем за квартал)	UNEMPLP	%
Индекс реальных инвестиций в основной капитал с поправкой на сезонность***	INV	%
Средний за квартал обменный курс доллара на ММВБ	ERATE	Руб./долл.
Отношение объемов экспорта к импорту	EXP/IMP	раз
Прирост объема промышленной продукции к соответствующему периоду предыдущего года	PR_PROD	%
Прирост реальных денежных доходов населения к соответствующему периоду предыдущего года	REAL_INC	%
Приращение обменного курса ERATE за год	DERATE	Руб./долл.
Приращение обменного курса ERATE за квартал	DERATE1	Руб./долл.
Изменение темпов роста показателя ВВП за год	DVVP	%
Изменение темпов роста показателя ВВП за квартал	DVVP1	%

* Нормированы по отношению к началу 1994 года (1994.01(факт) = 100)

** На базе индекса потребительских цен (CPI)

*** Нормированы по отношению к началу 1993 года (1993.I=100)

В дальнейшем мы будем включать макропеременные из табл. 3 в дополнение к переменным, входящим в базовую модель (полученную без учета макропеременных). При этом оказывается, что некоторые макропеременные сильно коррелированы (см. табл. 4):

Таблица 4

	CPI	ERATE	EXP/IMP	REAL_INC	PR_PROD	UNEMPLN	UNEMPLP	VVP
CPI	1	-0.040	-0.010	-0.521363	-0.586	0.287	0.301	-0.441
ERATE	-0.040	1	0.933	0.042956	0.609	0.037	0.0813	0.680
EXP/IMP	-0.010	0.933	1	0.156	0.534	-0.069	-0.028	0.669
REAL_INC	-0.521	0.043	0.156	1	0.401	-0.816	-0.822	0.711
PR_PROD	-0.586	0.609	0.534	0.401	1	-0.178	-0.153	0.723
UNEMPLN	0.287	0.037	-0.070	-0.816	-0.178	1	0.996	-0.618
UNEMPLP	0.301	0.081	-0.028	-0.822	-0.153	0.996	1	-0.584
VVP	-0.441	0.680	0.669	0.711	0.723	-0.618	-0.584	1

Это означает, что включение двух или более макропеременных в уравнение регрессии может привести к проблеме мультиколлинеарности (см. Магнус и др., (2004)). Этот факт мы также будем прини-

мать во внимание, и рассматривать лишь пары переменных, которые соответствуют выделенным в таблице значениям.

2.5. Probit-модель

Напомним, что *Probit*-модель (см., например, Магнус и др., 2004), которая используется в данной работе, выглядит следующим образом:

$$P(LIVE = 1) = F(x'b) \quad (1)$$

где F – функция распределения нормальной случайной величины; b – вектор-столбец оцениваемых параметров; x' – вектор-строка переменных регрессии; N – общее количество событий, по которым построена *Probit*-модель.

3. Исследование моделей

3.1. Построение базовой модели, не учитывающей макропеременные

Наш анализ начнем с модели, которая не содержит макропеременных. Ниже приведена модель, включающая значимые переменные, а также показатель SK/VB. Из таблицы видно, что показатель SK/VB не входит в число значимых даже на 10%-м уровне.

Таблица 6

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
BP/VB	1.139632	0.634129	1.797161	0.0723
KE/VB	-1.210091	0.183400	-6.598102	0.0000
NDO/VB	-1.063473	0.261639	-4.064659	0.0000
PNA/VB	-1.310000	0.268002	-4.888021	0.0000
KDB/VB	-0.517444	0.375203	-1.379106	0.1679
LOG(VB/DEFL)	0.393213	0.111171	3.537011	0.0004
LOG(VB/DEFL) ²	-0.018590	0.005059	-3.674327	0.0002
C	0.004934	0.615253	0.008019	0.9936
SK/VB	0.126803	0.191858	0.660919	0.5087
Log likelihood	-844.8934	Akaike info criterion		0.540781
LR statistic (8 df)	82.42459	McFadden R-squared		0.046509

Поэтому в качестве *базовой* используем модель, приведенную в табл. 7. Знаки перед значимыми переменными сохраняются, значения коэффициентов близки, а уровень значимости коэффициентов выше, чем в предыдущем уравнении. Объяснением отсутствия влияния капитала может служить включение в модель преимущественно активных показателей и формирование модели на этой основе.

Видим, что все переменные кроме KDB/VB значимы на 5%-ном уровне. Эта ситуация будет прослеживаться и в дальнейшем. Знаки в целом согласуются с экономической интуицией. Примем модель, приведенную в табл. 7, в качестве базовой при исследовании влияния макропеременных.

Таблица 7

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
BP/VB	1.226045	0.622076	1.970891	0.0487
KE/VB	-1.187660	0.179725	-6.608225	0.0000
NDO/VB	-1.008320	0.247258	-4.078012	0.0000
PNA/VB	-1.346070	0.261933	-5.138976	0.0000
KDB/VB	-0.546225	0.372500	-1.466373	0.1425
LOG(VB/DEFL)	0.376420	0.108314	3.475270	0.0005
LOG(VB/DEFL) ²	-0.018069	0.005000	-3.614181	0.0003
C	0.150382	0.575660	0.261234	0.7939
Log likelihood	-845.1127	Akaike info criterion		0.540287
LR statistic (7 df)	81.98588	McFadden R-squared		0.046262

В соответствии с моделью вероятность преодоления кризиса положительно зависит от балансовой прибыли.

Зависимая переменная отрицательно зависит от остальных параметров. Зависимость от логарифма валюты баланса квадратичная с точкой перегиба для значения LOG(VB/DEFL) 10.44, что соответствует величине дефлированной валюты баланса, равной приблизительно 35 млн. руб.

Полученные знаки в уравнении не всегда соответствуют предварительным ожиданиям. Дополнительных комментариев требует влияние показателя, характеризующего KE/VB, которое в этой модели отлично от ранее полученных. Это можно объяснить тем, что в отличие от моделей, исследующих кризис как таковой, в рассматриваемой модели использованы данные за сравнительно большой период (пять лет). При этом уровень кредитов сильно зависел от макроокружения: он имел различную природу до и после кризиса.

3.2. Построение моделей с использованием макроэкономических переменных

Как показал предварительный анализ, макропеременные сильно коррелированы. Следовательно, в модель может быть включено до 2-х макропоказателей, что было подтверждено и экспериментально. В противном случае возникает проблема мультиколлинеарности. Этот факт мы далее будем принимать во внимание и рассматривать лишь пары переменных, которые соответствуют выделенным в таблице значениям. При этом будем использовать только пары с относительно низкой взаимной корреляцией (табл. 4).

Предварительно рассмотрим модели с включением только одной переменной, например, переменной EXP/IMP, обозначаемой как EXP_IMP01 (табл. 8). Качество *макромодели 1* будем оценивать по обобщенному R^2 . *Макромодель 2* в качестве макропеременной содержит ERATE и представлена в табл. 9.

Сравнительный анализ базовой модели с моделями 1 и 2, содержащими макропеременные, показывает, что по основным статистическим показателям качество моделей с макропеременными выше. Однако трудно говорить о том, насколько это улучшение существенно. Еще сложнее говорить о сравнительном качестве моделей, содержащих различные макропеременные.

Таблица 8. Макромодель 1

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
BP/VB	1.540724	0.616533	2.499015	0.0125
KE/VB	-0.975964	0.183667	-5.313761	0.0000
NDO/VB	-1.246727	0.252581	-4.935952	0.0000
PNA/VB	-1.223345	0.270125	-4.528808	0.0000
KDB/VB	-0.276535	0.384875	-0.718504	0.4724
LOG(VB/DEFL)	0.367042	0.111615	3.288466	0.0010
LOG(VB/DEFL) ²	-0.018065	0.005152	-3.506124	0.0005
EXP_IMP01	0.621057	0.074501	8.336225	0.0000
C	-0.847120	0.603640	-1.403354	0.1605
Log likelihood	-807.7259	Akaike info criterion		0.517242
LR statistic (8 df)	156.7596	McFadden R-squared		0.088454

Таблица 9. Макромодель 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
BP/VB	1.663388	0.612091	2.717551	0.0066
KE/VB	-0.930360	0.184539	-5.041540	0.0000
NDO/VB	-1.394349	0.253730	-5.495415	0.0000
PNA/VB	-1.204469	0.271597	-4.434769	0.0000
KDB/VB	-0.113117	0.392184	-0.288429	0.7730
LOG(VB/DEFL)	0.368492	0.111955	3.291417	0.0010
LOG(VB/DEFL) ²	-0.018411	0.005169	-3.561951	0.0004
ERATE	0.034595	0.003784	9.141938	0.0000
C	-0.331184	0.595425	-0.556214	0.5781
Log likelihood	-799.7446	Akaike info criterion		0.512188
LR statistic (8 df)	172.7221	McFadden R-squared		0.097461

В следующем разделе настоящей работы будут предложены некоторые критерии сравнения моделей, ориентированные на их потенциальное использование и имеющие относительно простое экономическое содержание.

4. Методы сравнения моделей

4.1. Ошибки I и II рода при использовании моделей для классификации банков

Традиционные статистические критерии, к которым относятся логарифм функции максимального правдоподобия (Log likelihood), обобщенный критерий R^2 (McFadden R-squared) и критерий Акаике (Akaike criterion) не обеспечивают сравнение моделей с точки зрения их прогнозной силы. Поэтому в работе выработаны альтернативные подходы, которые в большей степени соответствуют экономической постановке задачи.

Опишем подходы, которые использовались для построения эвристических критериев.

Обозначим через X_c^- множество эпизодов, для которых прогнозируемая по модели вероятность выживания не выше c ,

$$X_c^- = \{x : F(x'b) < c\}. \quad (2)$$

Через n_c обозначим количество эпизодов, вошедших в множество X_c^- ; через m_c – количество эпизодов из множества X_c^- , для которых зависимая переменная LIVE равна 0, т.е. банки обанкроти-

лись. Пусть N – общее число эпизодов, а M – количество всех эпизодов, соответствующих банкротству банка.

Обозначим через

$$P_1(c) = \frac{M - m_c}{M} \quad (3)$$

долю неверно классифицированных банков среди обанкротившихся.

Аналогично обозначим через

$$P_2(c) = \frac{n_c - m_c}{N - M} \quad (4)$$

долю неверно классифицированных банков среди выживших банков.

Для сравнения моделей можно использовать показатели $P_1(c)$ и $P_2(c)$, являющиеся аналогами ошибок первого и второго рода, т.е. соответственно вероятностей неправильной классификации эпизодов, связанных с банкротствами и неправильной классификации эпизодов, соответствующих устойчивым банкам. Далее будем использовать соответствующие термины для этих показателей.

Кроме того, для сравнения качества моделей можно использовать кривые взаимосвязи ошибок первого и второго рода, $P_1(c)$ и $P_2(c)$ (далее – кривые ошибок). Одна модель равномерно мажорирует другую, если соответствующая ей кривая ошибок лежит ниже, чем кривая ошибок другой модели. При этом по аналогии со стандартными теоретико-вероятностными определениями критерий является более сильным, если соответствующая ему кривая ошибок лежит ниже (мажорируется), чем у другого критерия.

Таким образом, с каждой моделью будем связывать семейство классификационных критериев, характеризуемых уровнем классификации c . По этим критериям эпизод и соответствующий ему банк относят в разряд “хороших” (благополучных) на уровне c , если он относится к множеству $X_c^+ = \{x : F(x'b) \geq c\}$. Эпизод относят к разряду “проблемных” (банк является кандидатом на банкротство), если он принадлежит к множеству $X_c^- = \{x : F(x'b) < c\}$.

Формирование критерия позволяет фактически формулировать рекомендации по отнесению банка к классу “проблемных” или нет. Естественно встает вопрос о выборе уровня отсечения c .

Для тестирования предсказательной силы моделей, приведенных в табл. 7–9, для каждой из моделей были рассчитаны доли количества «проблемных» банков, попавших в «самые плохие» 100 и 500 эпизодов, а также доли количества «проблемных» банков, попавших в 100 и 500 «самых устойчивых» эпизодов, с точки зрения каждой из моделей. Результаты приведены в табл. 10.

Из таблицы видно, что введение макропеременных позволяет увеличить долю проблемных банков, выявляемых моделью, и уменьшить долю проблемных банков, среди тех, которые классифицируются как устойчивые по модели.

Таблица 10. Доля обанкротившихся банков в классификационных группах

Выборка	Количество эпизодов	Тип модели		
		Базовая модель	Макромодель 1 (EXP/IMP)	Макромодель 2 (ERATE)
Проблемные банки X_c^-	100	8.2%	12.2%	14.1%
	500	34.5%	45.5%	46.3%
Устойчивые банки X_c^+	100	1.2%	1.2%	0.4%
	500	7.5%	6.3%	6.3%

Для проверки устойчивости моделей был проведен следующий эксперимент: из выборки случайным образом отбирались 300 банков, на оставшихся банках оценивались три модели – базовая, макромодели 1 и 2. После этого рассматривался прогноз на основе построенных моделей для отобранных 300 банков. В табл. 11 представлены средние (по 1000 экспериментов) доли не выживших банков, попавшие соответственно в лучшие 10, 30, 50 и в худшие 10, 30, 50 банков (из 300).

Таблица 11. Сравнение качества прогноза по моделям

Выборка	Количество эпизодов	Тип модели		
		Базовая модель	Макромодель 1 (EXP/IMP)	Макромодель 2 (ERATE)
Проблемные банки X_c^-	10	7.3%	11.9%	12.5%
	30	19.6%	32.0%	30.5%
	50	34.5%	46.6%	47.0%
Устойчивые банки X_c^+	10	1.3%	1.5%	0.6%
	30	4.1%	4.6%	3.4%
	50	8.1%	6.9%	6.3%

Из табл. 11 видно, что модели с макропоказателями лучше прогнозируют выживаемость банка. Численно доли мало отличаются от вычисленных по всей выборке.

4.2. Графики ошибок I – II рода

Как отмечалось ранее, еще одним способом сравнения моделей является сопоставление кривых ошибок первого и второго рода. Именно, в пространстве (P_1, P_2) ошибок 1-го и 2-го рода рассмотрим кривую $\Gamma = \{(P_1(c), P_2(c)), 0 < c < 1\}$, параметризованную уровнем классификации c .

На рис. 2 отображены кривые ошибок Γ_b , Γ_{m1} и Γ_{m2} соответственно для базовой модели, не использующей макропеременные, для макромодели 1, использующей переменную отношения экспорта к импорту EXP/IMP, и для макромодели 2, использующей переменную ERATE. На рисунке используются процентные шкалы. Как видно из рис. 2, кривая Γ_{m1} (макромодель 1) лежит строго ниже кривой Γ_b . Это означает, что включение макропоказателей улучшает качество модели.

В то же время такое соотношение не является типичным. Часто кривые для двух разных моделей пересекаются, что свидетельствует об отсутствии мажорирования одной модели другой. В частности, если сравнивать макромодели 1 и 2 (с макропеременными ERATE и EXP/IMP), то видно, что для некоторых значений p_1 ошибки второго рода p_2 меньше для первой модели, а для других – для второй.

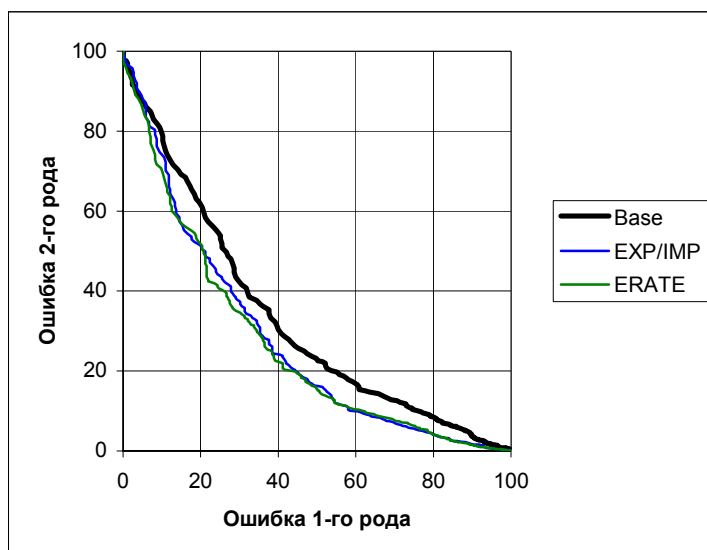


Рис.2. Сравнение базовой модели и макромоделей 1 и 2 в пространстве ошибок 1-го и 2-го рода.

Таким образом, два основных вопроса хотя и получили некоторое решение, но оно далеко не однозначное. По-прежнему актуально:

- Как сравнивать модели?
- Как выбирать константу c для оптимального критерия?

Далее предложены эвристические критерии сравнения моделей, учитывающие экономическое поведение инвестора.

4.3. Эвристические критерии сравнения моделей

Хорошо известно, что ошибки 1-го и 2-го рода неравнозначны. Хотя и те, и другие приводят к потерям, но они имеют разную стоимость. Типовая методика оценки такой стоимости отсутствует, да и не может существовать в силу различия приоритетов у лиц, принимающих решения. Далее предложим два эвристических критерия полезности модели, основанных на оптимизации потерь от ошибок классификации.

Как правило, ошибки 1-го рода (пропуск проблемного банка) более существенны, чем ошибки 2-го рода (классификация устойчивого банка как проблемного). Если бы мы знали соотношение потерь, связанных с этими ошибками, то задача отыскания оптимального уровня отсечения c свелась бы к задаче минимизации линейной функции на кривой Γ . Ниже мы рассмотрим несколько способов определения соотношения потерь на основании различных моделей поведения инвесторов.

В табл. 12 приведены количества банков во всех мыслимых группах ошибочной и верной классификации и нумерация этих групп.

Таблица 12

	обанкротились	выжили
Банки, классифицированные по модели как проблемные, X_c^-	I. m_c	II. $n_c - m_c$
Банки, классифицированные по модели как устойчивые, X_c^+	III. $M - m_c$	IV. $N - M - (n_c - m_c)$

Рассмотрим инвестора, не использующего модель. Располагая суммой S , он вкладывает деньги во все банки. Возможны два варианта: 1) «равномерный» – во все банки вкладывается S/N , или 2) «пропорциональный» вклад в банк пропорционален размеру банка, т.е. вклад в банк k равен $S_k = VB_k / \sum_{j=1}^N VB_j$, где VB_j – размер j -го банка; в качестве размера возьмем валюту баланса (сумму активных счетов). Модель пропорционального вложения учитывает поведение группы инвесторов, которые могут осуществить вложения, пропорциональные объемным показателям банков.

Предположим, что r – ставка банковского процента, постоянная по времени. Будем считать, что вложенные в обанкротившиеся банки средства утеряны полностью. Тогда доход инвестора за год в первом случае будет равен

$$\frac{S}{N}(N-M)r - \frac{S}{N}M = S \cdot \frac{r(N-M) - M}{N}. \quad (5)$$

В случае «пропорционального» вложения доход инвестора за год будет равен

$$\frac{S}{\sum_{j=1}^N VB_j} \left(r \sum_{II+IV} VB_j - \sum_{I+III} VB_j \right) = S \cdot \frac{r \sum_{II+IV} VB_j - \sum_{I+III} VB_j}{\sum_{j=1}^N VB_j}. \quad (6)$$

(Суммирование осуществляется по группам банков, указанных в табл. 12.)

Поведение первого инвестора можно расценивать, как поведение инвестора, стремящегося как можно полнее диверсифицировать свои вложения. Второй случай близок к описанию общей совокупности всех инвесторов.

Рассмотрим теперь инвестора, использующего модель. Перед тем как вложить деньги в банк он классифицирует банки в соответствии с моделью и выбранным порогом c на устойчивые и проблемные. Далее возможны два варианта поведения. В «полномасштабном» он вкладывает все свои средства в банки, классифицированные как устойчивые. В «частичном» он заранее распределяет средства на части, которые он мог бы вложить в тот или иной банк, но вкладывает только в банки, классифицированные как устойчивые. Последний, «частичный» вариант близок к поведению инвестора, который имеет региональные ограничения. Например, в его регионе нет банка, который он классифицирует как устойчивый, и он не вкладывает свои средства. Остальная часть средств, которая могла бы быть вложена (если бы он не использовал модель) в банки, классифицированные как проблемные, остается без движения.

Таким образом, далее рассматриваются четыре возможных варианта поведения инвестора, использующего модель. Приведем ожидаемую прибыль инвестора в каждом из четырех вариантов.

Вариант «равномерный» + «полномасштабный»:

$$\begin{aligned} \frac{S}{N-n_c} (r(N-M - (n_c - m_c)) - (M - m_c)) &= S \cdot \frac{r(N-M) - r(n_c - m_c) - (M - m_c)}{N - n_c} = \\ &= S \cdot \frac{r(N-M) - rP_2(c)(N-M) - P_1(c)M}{N - (P_2(c)(N-M) + M - P_1(c)M)} = S \cdot \frac{r(N-M)(1-P_2(c)) - P_1(c)M}{(N-M)(1-P_2(c)) + P_1(c)M}. \end{aligned} \quad (7)$$

Вариант «равномерный» + «частичный»:

$$\begin{aligned} \frac{S}{N} (r(N - M - (n_c - m_c)) - (M - m_c)) &= S \cdot \frac{r(N - M) - r(n_c - m_c) - (M - m_c)}{N} = \\ &= S \cdot \frac{r(N - M) - rP_2(c)(N - M) - P_1(c)M}{N} = S \cdot \frac{r(N - M)(1 - P_2(c)) - P_1(c)M}{N}. \end{aligned} \quad (8)$$

Введем следующие обозначения для суммарных активов банков той или иной группы (см. табл. 12):

$$\Sigma_{\text{all}} = \sum_{j=1}^N VB_j = \sum_{\text{I+II+III+IV}} VB_j, \quad \Sigma_{\text{I+III}} = \sum_{\text{I+III}} VB_j \quad \text{и т.п. В этих обозначениях имеем:}$$

Вариант «пропорциональный» + «полномасштабный»:

$$\frac{S}{\Sigma_{\text{III+IV}}} (r\Sigma_{\text{IV}} - \Sigma_{\text{III}}) = S \cdot \frac{r\Sigma_{\text{IV}} - \Sigma_{\text{III}}}{\Sigma_{\text{III+IV}}}. \quad (9)$$

Вариант «пропорциональный» + «частичный»:

$$\frac{S}{\Sigma_{\text{all}}} (r\Sigma_{\text{IV}} - \Sigma_{\text{III}}) = S \cdot \frac{r\Sigma_{\text{IV}} - \Sigma_{\text{III}}}{\Sigma_{\text{all}}}. \quad (10)$$

В качестве критерия полезности модели возьмем превышение ожидаемой прибыли инвестора, использующего модель ((7)–(10)) над ожидаемой прибылью инвестора, не использующего модель ((5)–(6)). Результаты для $S = 1$ приведены в табл. 13.

Таблица 13.

	«равномерный»	«пропорциональный»
«полномасштабный»	$(1+r) \left(\frac{M}{N} - \frac{M-m_c}{N-n_c} \right) =$ $(1+r) \left(\frac{M}{N} - \frac{MP_1(c)}{(N-M)(1-P_2(c)) + MP_1(c)} \right)$	$(1+r) \left(\frac{\Sigma_{\text{I+III}}}{\Sigma_{\text{all}}} - \frac{\Sigma_{\text{III}}}{\Sigma_{\text{III+IV}}} \right) =$ $(1+r) \left(\frac{\Sigma_{\text{I+III}}}{\Sigma_{\text{all}}} - \frac{P_1^\Sigma(c)\Sigma_{\text{I+III}}}{(1-P_2^\Sigma(c))\Sigma_{\text{II+IV}} + P_1^\Sigma(c)\Sigma_{\text{I+III}}} \right)$
«частичный»	$\frac{m_c}{N} - r \frac{n_c - m_c}{N} =$ $\frac{M}{N} (1 - P_1(c)) - r \frac{N - M}{N} P_2(c)$	$\frac{\Sigma_{\text{I}}}{\Sigma_{\text{all}}} - r \frac{\Sigma_{\text{II}}}{\Sigma_{\text{all}}} =$ $\frac{\Sigma_{\text{I+III}}}{\Sigma_{\text{all}}} (1 - P_1^\Sigma(c)) - r \frac{\Sigma_{\text{II+IV}}}{\Sigma_{\text{all}}} P_2^\Sigma(c)$

В таблице по аналогии с ошибками первого и второго рода классификации банков

$$P_1(c) = (M - m_c) / M \quad \text{и} \quad P_2(c) = (n_c - m_c) / (N - M),$$

используются обозначения

$$P_1^\Sigma(c) = \Sigma_{\text{III}} / \Sigma_{\text{I+III}} \quad \text{и} \quad P_2^\Sigma(c) = \Sigma_{\text{II}} / \Sigma_{\text{II+IV}}$$

для ошибок неверной классификации с учетом активов банка, т.е. его размера.

Четыре формулы критерия полезности модели можно использовать для сравнения их качества следующим образом. Рассмотрим, например, «равномерный» + «частичный» критерий. Определим для данной модели наибольшее возможное превышение ожидаемой прибыли инвестора, использующего указанный подход, за счет использования модели:

$$PR_{\text{пч}} = \max_{0 < c < 1} \left\{ \frac{M}{N} (1 - P_1(c)) - r \frac{N - M}{N} P_2(c) \right\}. \quad (11)$$

С точки зрения такого инвестора, предпочтительной из нескольких моделей является модель с наибольшим значением показателя PR_{pc} . Аналогично можно определить и три других критерия для сравнения моделей: «равномерный» + «полномасштабный» – PR_{pp} ; «пропорциональный» + «полномасштабный» – $PR_{пп}$; «пропорциональный» + «частичный» – $PR_{пч}$.

Как нетрудно заметить, «полномасштабные» критерии PR_{pp} и $PR_{пп}$ не подходят для сравнения моделей, т.к. при использовании этих критериев все средства надо вкладывать в один, самый надежный банк.

Перейдем к сравнению моделей с использованием макропеременных. Сравнение моделей будем осуществлять одновременно по статистическим показателям качества регрессионной модели, перечисленным выше (обобщенному R^2 , логарифму функции правдоподобия и критерию Акаике), а также по двум эвристическим критериям полезности модели «равномерный+частичный», PR_{pc} и «пропорциональный+частичный», $PR_{пч}$. При этом в модельных примерах будем использовать различные уровни депозитной ставки ($r = 0.2$; $r = 0.15$). Результаты представлены в табл. 14. В первой строке таблицы приведены показатели базисной модели, модели 1–14 соответствуют базовой модели, в которую добавлена одна макропеременная, а модели 15–22 соответствуют двум дополнительно введенным макропеременным. Модель 23 содержит фиктивные переменные для всех кварталов, и, таким образом, показывает предел улучшения базовой модели при включении макропеременных.

Анализ результатов, представленных в табл. 14 показывает:

1. Введение в базисную модель макропоказателей улучшает статистические показатели качества модели, и почти всегда улучшает эвристические критерии полезности модели. Наиболее удачными моделями с одним макропоказателем являются модели 1 и 2, включающие валютный курс ERATE и соотношение экспорт-импорт, EXP/IMP. Для этих моделей полезность PR_{pc} возрастает (по сравнению с базисной моделью) с 1% до 2%, а полезность $PR_{пч}$ с 10 до 13%.

В отдельных случаях, например для модели 9 с включением прироста ВВП, DVVP1, значения критериев полезности меньше, чем в базовой модели. Кажущееся противоречие объясняется тем, что оценивание параметров модели проводится методом максимального правдоподобия, поэтому при включении дополнительной переменной в модель автоматически возрастают обобщенный R^2 , логарифм функции правдоподобия, но значения эвристических критериев полезности возрастать в общем случае не обязаны.

2. Введение в модель двух макропеременных (модели 15–18) позволяет несколько улучшить значения как статистических критериев качества модели, так и эвристических критериев полезности, однако это улучшение незначительно. То же относится и к попыткам ввести в уравнение перекрестные члены (модели 19–22).

Таблица 14.

N	Model	McFadden R^2	LogLikelihood	Akaike	$PR_{\text{пч}} (r=0.15)$, %	$PR_{\text{пч}} (r=0.2)$, %	$PR_{\text{пч}} (r=0.15)$, %	$PR_{\text{пч}} (r=0.2)$, %
0	Базовая модель	0.046	-845.1	0.540	1.04	0.34	10.00	7.97
1	EXP/IMP	0.088	-807.7	0.517	2.01	1.50	13.32	12.14
2	ERATE	0.097	-799.7	0.512	2.02	1.46	12.79	11.28
3	CPI	0.055	-837.2	0.536	1.34	0.60	10.50	8.93
4	VVP	0.060	-833.0	0.533	1.10	0.39	10.44	8.61
5	INV	0.049	-842.7	0.539	1.14	0.28	10.14	8.34
6	DERATE	0.062	-830.8	0.532	1.35	0.64	10.21	7.91
7	DVVP	0.055	-837.7	0.536	1.01	0.46	10.08	8.08
8	DERATE1	0.051	-841.0	0.538	1.17	0.45	10.34	8.69
9	DVVPI	0.064	-829.4	0.531	0.99	0.57	9.75	7.81
10	DERATE/ERATE	0.056	-836.5	0.535	1.23	0.52	10.21	8.21
11	DERATE1/ERATE	0.049	-842.6	0.539	1.14	0.33	10.21	8.23
12	REAL_INC	0.048	-843.3	0.540	0.97	0.27	10.10	8.17
13	UNEMPLP	0.046	-845.0	0.541	0.94	0.22	9.99	7.96
14	UNEMPLN	0.046	-845.1	0.541	1.00	0.31	10.01	7.98
15	ERATE, CPI	0.106	-792.2	0.508	2.12	1.51	12.36	11.17
16	ERATE, VVP	0.100	-797.7	0.512	2.15	1.51	12.23	10.88
17	EXP/IMP, CPI	0.095	-801.6	0.514	2.04	1.56	13.54	12.40
18	EXP/IMP, VVP	0.089	-807.3	0.518	2.01	1.48	13.30	12.09
19	ERATE*(KE/VB), ERATE	0.100	-797.1	0.511	1.96	1.32	12.72	11.20
20	ERATE*(PNA/VB), ERATE	0.098	-799.0	0.512	2.04	1.43	12.70	11.60
21	EXP/IMP*(KE/VB), EXP/IMP	0.092	-805.0	0.516	1.87	1.37	13.26	12.23
22	EXP/IMP*(PNA/VB), EXP/IMP	0.089	-806.8	0.517	1.96	1.49	13.33	12.11
23	DUMMIES	0.129	-772.1	0.507	2.16	1.65	13.51	12.47
24	CRISIS	0.105	-793.1	0.508	2.14	1.50	12.62	11.12

3. Показатели модели 23, включающей все фиктивные переменные, соответствующие кварталам, не существенно отличаются от показателей моделей 1 и 2, что позволяет сказать, что включение в базисную модель уже одного макропоказателя (отношение экспорт-импорт или валютный курс) достаточно полно учитывает изменение макроокружения.

Модель 24 соответствует базовой модели с добавленной фиктивной переменной CRISIS принимающей значение 0 до кризиса и значение 1 после кризиса. На рис. 3 представлены график обменного курса ERATE и фиктивная переменная CRISIS. Графики похожи, поэтому не удивительно, что и результаты моделей 1 и 34 тоже похожи. Таким образом, остается невыясненным вопрос, обнаружено ли влияние макропеременной на вероятность дефолта банка, или обнаружена структурная перестройка банковской системы после кризиса. Этот вопрос требует дополнительного изучения на данных, соответствующих послекризисному периоду.

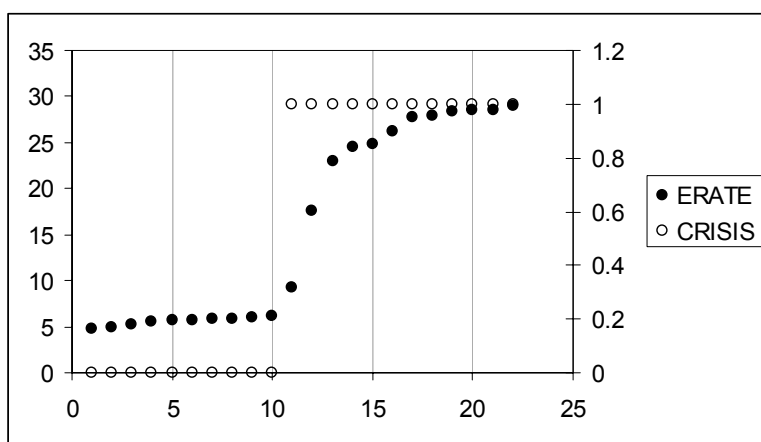


Рис. 3. Динамика обменного курса

5. Оптимальные критерии отбора и интерпретация результатов

Оптимальному значению эвристического критерия полезности соответствует точка на кривой Г, которой, в свою очередь, соответствует некоторое значение c^* . Это значение можно вычислить и получить “оптимальный” критерий отнесения банка к классу проблемных:

$$F(x'\hat{\beta}) < c^* \Rightarrow \text{проблемный (первичная рекомендация)}.$$

Вычисленные как решение оптимизационной задачи оптимальные классификационные значения c^* для каждой из анализируемых трех моделей и двух критериев представлены в табл. 15. В расчетах депозитная ставка принята на уровне $r = 0.15$.

Таблица 15

Критерий	Модель		
	Базовая	Макромодель 1 (EXP/IMP)	Макромодель 2 (ERATE)
$PR_{PЧ} (r=0.15)$	0.884	0.853	0.848
$PR_{ПЧ} (r=0.15)$	0.869	0.848	0.834

Анализ таблицы показывает, что классификационный параметр c^* имеет относительно небольшой разброс (0.834 – 0.884), а для моделей с учетом макропеременных еще меньший 0.834 – 0.853. При этом большим разбросом характеризуются результаты для равномерного критерия сравнения моделей.

Проведем теперь более тщательное сравнение отобранных моделей на основе полученных в предыдущем пункте результатов.

1. Рассмотрим коэффициенты трех выбранных моделей, которые представлены в табл. 16.

Таблица 16

	BP/VB	KE/VB	NDO/VB	PNA/VB	KDB/VB	LOG(VB)	LOG(VB)²	C	макро
Базовая модель	1.23	-1.19	-1.01	-1.35	-0.55	0.38	-0.018	0.15	–
Макромодель 1	1.54	-0.98	-1.25	-1.22	-0.28	0.37	-0.018	-0.85	0.621
Макромодель 2	1.66	-0.93	-1.39	-1.20	-0.11	0.37	-0.018	-0.33	0.034

Можно заключить, что коэффициенты достаточно устойчивы при введении макропеременных. Кроме того, знаки всех переменных согласуются с экономической интуицией. Например, так как деятельность банка связана с привлечением краткосрочных депозитов населения и выдачей долгосрочных кредитов, что в кризисной ситуации банковской паники может привести к невозможности выполнения обязательств перед вкладчиками и краху (“liquidity mismatch”, см. Мишкин (1999)), то увеличение доли кредитов производству KE/VB и KDB негативно влияет на вероятность выживаемости банка (это согласуется с табл. 14).

Положительное влияние переменной EXP/IMP вполне объяснимо, так как увеличение экспорта по сравнению с импортом может характеризовать оздоровление экономики и некоторую стабильность. В этих условиях повышается стабильность банковской системы в целом и снижается вероятность краха конкретного банка.

Положительный коэффициент при переменной $ERATE$ может стать предметом спора. С одной стороны, увеличение обменного курса в нашей стране всегда ассоциировалось с нестабильностью. С другой стороны, с точки зрения экономической теории (см., например, Мишкин (1999)) удешевление рубля приводит к увеличению экспорта по отношению к импорту (экспорт становится более конкурентоспособным). Две переменные $ERATE$ и EXP/IMP оказываются тесно связанными. Значит, увеличение той и другой уменьшает вероятность банкротства. Не удивительно, что эти переменные оказались сильно коррелированы (см. корреляционную матрицу – табл. 4).

2. Рассмотрим теперь влияние перекрестных членов, объединяющих макро- и микро- переменные. Возьмем, например, модель 21 (табл. 14). Результаты оценки коэффициентов модели представлены в табл. 17.

Таблица 17

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
BP/VB	1.474	0.618	2.38	0.0171
KE/VB	-2.295	0.593	-3.87	0.0001
NDO/VB	-1.218	0.251	-4.85	0.0000
PNA/VB	-1.232	0.268	-4.59	0.0000
KDB/VB	-0.277	0.391	-0.711	0.4774
LOG(VB/DEFL)	0.381	0.112	3.398	0.0007
LOG(VB/DEFL) ²	-0.0187	0.00517	-3.618	0.0003
EXP/IMP	0.363	0.131	2.765	0.0057
EXP/IMP*(KE/VB)	0.865	0.370	2.335	0.0195
C	-0.507	0.623	-0.814	0.4154
Log likelihood	-805.0	Akaike info criterion		0.516
LR statistic (9 df)	162.3	McFadden R-squared		0.092

Видим, что знак коэффициента при KE/VB зависит от знака выражения

$$-2.295+0.865*EXP/IMP,$$

т.е. влияние кредитов экономике может быть положительно при $EXP/IMP > 2.655$. Однако в рассматриваемый период 1/1996-4/2001 значение этой переменной не превосходило 2.5.

6. Формирование рейтинговой шкалы и сравнение с существующими рейтингами

Рейтинговой тематике посвящены работы Estrella (2002), Segoviano and Lowe (2002), Amato and Furfine (2003), Головки и др. (2002). Наиболее полной из них является работа Estrella (2002). Заметим, что ранжировав банки согласно индуцированному моделью $F(x'\beta)$ отношению порядка, а затем разбив их на определенное число групп (k) по возрастанию $F(x'\beta)$, мы получим некоторую рейтинговую шкалу, своеобразный рейтинг устойчивости банков для выбранной модели. Далее в качестве примера моделей выбраны базовая модель и макро модель 2.

Для сравнения качества полученной таким образом рейтинговой шкалы проанализируем связь нашей ранжировки с рейтингом агентства «Мобиле». Данные для анализа представляют собой данные о результатах деятельности банков 1 июля 2002 года по тем же банкам, которые входят в число крупнейших и крупных и имеющих рейтинг по шкале агентства «Мобиле» (приблизительно 200 банков). Рейтинг приведен к целочисленной шкале, и рейтинги принимают шесть значений: 1,2,..6. При этом меньшие значения соответствуют более устойчивым банкам.

Для сравнения рейтингов, индуцированных нашими моделями, с рейтингом агентства «Мобиле» подсчитаем дескриптивные статистики (среднее значение и пр.) для показателя $F(x'\beta)$ по шести группам стабильности (табл. 18 и 19 соответственно для базовой модели и макро модели 1 с макропеременной EXP/IMP).

Таблица 18. Сравнение с базисной моделью

Рейтинг «Мобиле»	1	2	3	4	5	6
Среднее значение $F(x'\beta)$	0.219	0.758	0.917	1.137	1.209	1.291

Таблица 19. Сравнение с макромоделью 1

Рейтинг «Мобиле»	1	2	3	4	5	6
Среднее значение $F(x'\beta)$	0.228	0.766	0.933	1.160	1.223	1.283

Из таблиц (см. строки 2 таблиц 18 и 19) видно, что с ростом номера группы надежности по «Мобиле» растет среднее по группе от $F(x'\beta)$. Включение макропеременной уменьшает разброс значений $F(x'\beta)$ по группе.

Теперь, на основе полученной информации, установим пороги отсечения для шести групп: для первой – 0.5, 0.85, 1, 1.17 и 1.25 соответственно. Выбор порогов классификации осуществлялся исходя из условий разделения групп событий, согласованным с табл. 18.

Определим, в качестве примера, группу устойчивости банка с помощью этих порогов для базовой модели и сравним результаты с рейтингом агентства «Мобиле», вычислив соответствующие отклонения. Результаты сравнения представлены в табл. 23:

Таблица 20

отклонение	0	1	2	3	4	5	6
количество в выборке	69	68	53	7	1	0	0

Из таблицы видно, что построенный по базовой модели рейтинг достаточно близок к рейтингу надежности агентства «Мобиле». Для 137 банков из 198 модельный рейтинг отличается от исходного не более, чем на одну градацию. Тем самым подтверждается гипотеза о достаточно хорошем согласовании результатов с существующими рейтингами и потенциальной возможностью использования такого рода моделей для построения рейтингов надежности.

7. Заключение

В работе использованы эконометрические модели бинарного выбора для построения моделей дефолта банков на основе данных по российским банкам за 1996–2002 годы. Особое внимание было уделено вопросу о возможности включения макропеременных в модели. В работе предложены эвристических критериев полезности применения моделей, имитирующие поведение инвесторов. Показано, что:

- Введение макропеременных в модель улучшает как статистические, так и так и эвристические критерии полезности $PR_{рч}$ и $PR_{тц}$.
- Показано хорошее соответствие между рейтингом надежности банков, составленным по одной из моделей дефолта банков, построенной в работе и рейтингом одного из информационных агентств («Мобиле»).

Предложенные методики построения моделей дефолта банков могут быть использованы органами, регулирующими банковскую деятельность, как часть системы раннего предупреждения, а также коммерческими банками, для внутренней оценки риска заемщиков и для построения рейтингов надежности банков.

8. Литература

Гаршин В.В. (2003). “Макроэкономические факторы как составляющие стабильного развития банка”, Российская Экономическая Школа, BSP#2003/060 R.

Головань С.В., А.М. Карминский, А.В. Копылов, А.А. Пересецкий, (2003). Модели вероятности дефолта российских банков. I. Предварительное разбиение банков на кластеры. WP#2003/039.

Головко Е.Л., В.Г. Сидоров, А.А. Пересецкий, А.М. Карминский, А.Г.О. ван Сууст, (2002). “Анализ рейтингов российских банков”, Российская Экономическая Школа WP#2002/033.

Магнус Я.Р., П.К. Катыхев, А.А.Пересецкий, (2004).“Эконометрика. Начальный курс”, 6-е изд., Москва, Дело.

Мишкин Ф. (1999). “Экономическая теория денег, банковского дела и финансовых рынков”, Москва. Аспект Пресс.

Amato J.D. and C.H. Furfine, (2003). “Are credit rating procyclical?”, BIS Working Papers n.129, 2003.

Borio C. (2003). “Towards a macroprudential framework for financial supervision and regulation?”, BIS Working Papers n.128, 2003.

Demirguc-Kunt A., and H. Huizinga (1997). “Determinants of Banking crises: Evidence from Developed and Developing Countries”, Policy Research Paper 1828, The World Bank.

Estrella A. (2002). “Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information”, Basel Committee on Banking Supervision Working Papers n.3, 2000.

Kolari J., D.Glennon, H.Shin, M.Caputo, (2002). “Predicting large US commercial bank failures”, Journal of Economics and Business n.54, 2002, pp. 361-387.

Sahajwala R., Bergh van den P. (2000). “Supervisory Risk Assessment and Early Warning Systems”, Basel Committee on Banking Supervision Working Papers n.4, 2000.

Segoviano M.A. and P. Lowe, (2002). ”Internal ratings, the business cycle and capital requirements: some evidence from an emerging market economy”, BIS Working Papers n.117, 2002.

Приложение

Описательные статистики набора данных

	BP	KE	KDB	NDO	PNA	VB
Mean	5095.0	209271.8	49130.87	40003.43	124819.9	714661.4
Median	582.0	15280.3	0.000000	1750.000	4241.225	63119.50
Maximum	1190889.	43780805	8519417.	7204333.	21283738	97660379
Minimum	-2383347.	0.000	0.000000	0.000000	0.000000	101.0000
Std. Dev.	74029.1	1389950.	355947.8	256911.7	919429.0	3877627.

Описательные статистики макропоказателей

	VVP	CPI	DEFL	UNEMPLN	UNEMPLP	INV
Mean	100.46	108.18	2.448	8.055	11.166	58.86
Median	98.50	105.30	2.495	8.100	11.20	58.30
Maximum	112.50	143.80	4.393	10.20	13.90	69.10
Minimum	91.90	100.50	1.000	6.300	9.00	50.80

	ERATE	EXP IMP01	REAL INC	DERATE	DERATE1	DVVP	DVVPI
Mean	17.34	1.75	95.83	4.77	1.27	2.33	0.712
Median	22.98	1.97	100.40	1.60	0.210	2.90	1.20
Maximum	29.00	2.63	112.90	18.34	8.28	10.40	3.00
Minimum	4.77	1.04	72.10	0.00	-0.580	-7.60	-3.70