

АНАЛИЗ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА БАНКРОТСТВА БАНКОВ

ОВИ НАФАС АГАИ АГ ГАМИШ, Ю.П. ЗАЙЧЕНКО, О.С. ВОЙТЕНКО

Рассмотрена проблема анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства банков на примере банковской системы Украины. Для исследования были выбраны финансовые показатели 170 банков Украины, из которых 120 банков составляли обучающую выборку, а 50 банков — проверочную. Использованы данные за год и два года до кризиса банковской системы 2008-2009 гг. Учитывая недостоверность ряда исходных данных по финансовым показателям для решения данной проблемы предложено использовать нечеткие методы: нечеткие нейронные сети ANFIS и TSK, а также нечеткий МГУА. Проведены экспериментальные исследования предложенных методов, выполнена оценка их эффективности и проведен сравнительный анализ с классическими четкими методами оценки риска банкротства. В результате экспериментов установлено, что среди нейронных сетей сеть TSK дает более точные результаты, чем сеть ANFIS. Изменение количества правил в обучающей выборке не оказывает значительного влияния на результаты прогнозирования. При сравнении нечетких методов было установлено, что нечеткие нейронные сети дают лучшие результаты при использовании данных за год до прогноза, то есть при *краткосрочном прогнозировании*, а нечеткий МГУА дает лучшие результаты при использовании данных за год до прогноза, то есть при *долгосрочном прогнозировании* на два и более лет.

ВВЕДЕНИЕ

В современной экономике проблема оценки финансового состояния и прогнозирования банкротства банков играет исключительно важную роль. Поскольку банковская система является фундаментом эффективно развивающейся экономики, своевременное определение риска банкротства банков является исключительно важным. Своевременное выявление признаков надвигающегося банкротства банка позволяет топ-менеджерам принять срочные меры по исправлению финансового состояния и недопущению банкротства. На данный момент существует множество методик определения рейтинга банков (Кромонава, WebMoney, CAMEL, методика агентства Moody's S&P и др.) [1–2]. Однако общим их недостатком является то, что они работают с полными и достоверными данными и потому не всегда дают правильные результаты, а порой использование разных методик приводит к противоречивым результатам. Особенно это актуально для банков Украины, где зачастую коммерческие банки предоставляют заведомо недостоверную информацию о своих финансовых показателях.

В связи с вышеуказанным, актуальным является разработка новых методов прогнозирования банкротства банков в условиях неопределенности и неполноты исходной информации.

Цель работы — исследование методов и методик анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства банков на примере Украины с помощью классических и нечетких методов и сравнительный анализ их эффективности.

ФИНАНСОВЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ СОСТОЯНИЯ БАНКОВ

Как известно, 2008 г. стал переломным в развитии банковской системы Украины. Если первые три квартала были периодом стремительного роста и экспансии, то четвертый квартал — время обвала финансовой сферы. До начала кризиса банковская система Украины развивалась ускоренными темпами. Количество действующих банков достигло 184. Начиная с сентября 2008 г. в Украине началось ухудшение макроэкономической ситуации, в результате пошатнулось доверие к банковской системе страны, начался процесс оттока депозитов из банков. Ряд банков оказались перед угрозой дефолта.

Для исследования были использованы данные квартальной финансовой отчетности банков, взятые на сайте Национального банка Украины [1]. В частности, для анализа были использованы показатели 170 украинских банков в период с 01.01.2008 г. по 01.07.2009 г. Как почти за два года до начала периода ухудшения финансового состояния значительного количества украинских банков, так и прямо непосредственно перед началом этого периода.

Ключевой вопрос — какие именно показатели финансовой отчетности украинских банков необходимо применять в качестве входных данных для моделей, чтобы достичь максимальной эффективности прогнозирования. Для анализа были взяты такие показатели отчетности украинских банков:

- общие активы;
- размер уставного капитала;
- денежные средства и их эквиваленты;
- средства физических лиц;
- средства юридических лиц;
- общие обязательства;
- чистая прибыль/(убыток) банка.

Были использованы такие коэффициенты бухгалтерской отчетности банков.

Коэффициент надежности. Соотношение собственного капитала (K) к привлеченным средствам ($П_c$). Уровень зависимости банка от привлеченных средств

$$K_n = \frac{K}{П_c}.$$

Коэффициент финансового рычага. Соотношение обязательств банка (O) и капитала (K), раскрывает способность банка привлекать средства на финансовом рынке

$$K_{фр} = \left(\frac{O}{K} \right).$$

Коэффициент участия собственного капитала в формировании активов — достаточность капитала. Раскрывает достаточность сформированного собственного капитала (K) в активизации и покрытии различных рисков

$$K_{ук} = \left(\frac{K}{A_{общ}} \right).$$

Коэффициент защищенности собственного капитала. Соотношение капитализированных активов (A_K) и собственного капитала (K) показывает, какую часть капитала вложено в недвижимость (имущество)

$$K_{ЗК} = \left(\frac{A_K}{K} \right).$$

Коэффициент защищенности доходных активов. Сигнализирует о защите доходных активов (чувствительные к изменению процентных ставок) мобильным собственным капиталом

$$K_{ЗДА} = \left(\frac{K - HA_D - Y_B}{A_D} \right),$$

где HA_D — не доходные активы; A_D — доходные активы; Y_B — убытки.

Коэффициент мультипликатора капитала. Степень покрытия активов (A) (акционерным) капиталом (K_a)

$$K_{МК} = \left(\frac{A}{K_a} \right).$$

Коэффициент активности привлечения заемных и привлеченных средств. Удельный вес привлеченных средств (Π_c) в общих пассивах ($\Pi_{общ}$)

$$K_{ПК} = \left(\frac{\Pi_c}{\Pi_{общ}} \right).$$

Коэффициент активности привлечения межбанковских кредитов. Удельный вес полученных межбанковских кредитов ($МБК$) в общих пассивах ($\Pi_{общ}$)

$$K_{ПМБК} = \left(\frac{МБК}{\Pi_{общ}} \right).$$

Коэффициент активности привлечения срочных депозитов. Удельный вес срочных депозитов ($D_{ср}$) в общих пассивах ($\Pi_{общ}$)

$$K_{зсд} = \left(\frac{D_{ср}}{\Pi_{общ}} \right).$$

Коэффициент активности использования привлеченных средств в доходных активах. Соотношение доходных активов (D_a) и привлеченных средств (Π_c)

$$K_{апс} = \left(\frac{D_a}{\Pi_c} \right).$$

Коэффициент активности использования привлеченных средств в кредитном портфеле. Удельный вес кредитного портфеля ($KП$) в привлеченных средствах (Π_c)

$$K_{ПСКП} = \left(\frac{KП}{\Pi_c} \right).$$

Коэффициент доходных активов. Удельный вес доходных активов (A_d) в общих активах ($A_{\text{общ}}$)

$$K_{\text{да}} = \frac{A_d}{A_{\text{общ}}}.$$

Коэффициент кредитной активности инвестиций в кредитном портфеле. Удельный вес кредитного портфеля ($KП$) в общих активах ($A_{\text{общ}}$)

$$K_{\text{ка}} = \frac{KП}{A_{\text{общ}}}.$$

Коэффициент мгновенной ликвидности. Показывает возможность банка погасить «живыми» деньгами с корсчетов и кассы обязательства по всем депозитам (D)

$$K_{\text{мл}} = \left(\frac{K_{\text{кп}} + K_{\text{а}}}{D} \right).$$

Коэффициент общей ликвидности обязательств банка. Характеризует максимальную возможность банка в погашении обязательств ($O_{\text{общ}}$) всеми активами ($A_{\text{общ}}$)

$$K_{\text{ол}} = \left(\frac{A_{\text{общ}}}{O_{\text{общ}}} \right).$$

Коэффициент отношения высоколиквидных активов рабочих активах. Характеризует удельный вес высоколиквидных активов ($A_{\text{вл}}$) в рабочих активах (A_p)

$$K_{\text{овл}} = \left(\frac{A_{\text{вл}}}{A_p} \right).$$

Коэффициент ресурсной ликвидности обязательств. Характеризует обеспечение доходными активами банка (A_d) его общих обязательств ($O_{\text{общ}}$) и сообщает о частичном погашении обязательств банка возвратами доходных активов

$$K_{\text{рл}} = \left(\frac{A_d}{O_{\text{общ}}} \right).$$

Коэффициент ликвидного соотношения выданных кредитов и привлеченных депозитов (для определения несбалансированной ликвидности) Раскрывает, насколько выданные кредиты ($KП$) обеспечены всем привлеченным депозитам (D) (есть несбалансированная ликвидность)

$$K_{\text{скпд}} = \left(\frac{KП}{D} \right).$$

Коэффициент генеральной ликвидности обязательств. Раскрывает способность банка погасить обязательства ($O_{\text{общ}}$) высоколиквидными активами ($A_{\text{вл}}$) и через продажу имущества ($A_{\text{и}}$)

$$K_{\text{гло}} = \left(\frac{A_{\text{вл}} + A_{\text{и}}}{O_{\text{общ}}} \right).$$

Общий уровень рентабельности. Размер балансовой прибыли (Π_6) на 1 грн дохода (D_0)

$$K_1 = \frac{\Pi_6}{D_0}.$$

Окупаемость затрат доходами. Размер дохода (D_0) на 1 грн расходов (B_0)

$$K_2 = \frac{D_0}{B_0}.$$

Чистая процентная маржа. Раскрывает уровень доходности активов процентной разницы

$$K_3 = \frac{\text{Процентный доход} - \text{Процентные издержки}}{\text{Средние общие активы}} 100.$$

Чистый спрэд. Раскрывает уровень доходности активов от процентных операций

$$K_4 = \left(\frac{\text{Проценты полученные}}{\text{Займ предоставлены}} 100 \right) - \left(\frac{\text{Проценты уплаченные}}{\text{Подпроцентные депозиты}} 100 \right).$$

«Мертвая точка» доходности банка. Показывает минимальную доходную маржу для покрытия всех расходов, после чего банк начинает зарабатывать прибыль, где A_n — активы в недвижимости

$$K_5 = \frac{Z_n - D_n}{A_{\text{общ}} - A_n}.$$

Производительность труда. Уровень дохода (D_0) на одного среднегодового работника (CP — среднегодовое число работников)

$$K_6 = \frac{D_0}{CP}.$$

Рентабельность активов, %. Уровень окупаемости чистой прибылью ($ЧП$) среднегодовых активов в целом ($A_{\text{общ}}$)

$$K_7 = \frac{ЧП}{A_{\text{общ}}}.$$

Рентабельность общего капитала. Уровень окупаемости чистой прибылью среднего годового общего капитала ($\bar{K}_{\text{общ}}$)

$$K_8 = \frac{ЧП}{\bar{K}_{\text{общ}}}.$$

Рентабельность уставного фонда (акционерного капитала). Уровень окупаемости чистой прибылью среднегодового акционерного капитала (\bar{K}_a)

$$K_9 = \frac{ЧП}{\bar{K}_a}$$

Рентабельность деятельности по затратам. Уровень окупаемости чистой прибылью всех расходов банка ($P_{\text{общ}}$)

$$K_{10} = \frac{ЧП}{P_{\text{общ}}}$$

Производительность труда среднегодового работника. Уровень чистой прибыли на одного среднегодового работника

$$K_{11} = \frac{ЧП}{СР}$$

Собранные показатели были использованы как при применении нечетких нейронных сетей, так и при проведении анализа четкими методами — методом Кромонава и методикой, разработанной ассоциацией белорусских банков (АББ) [2].

При этом выходными данными созданных моделей для украинских банков было два значения:

+1, если не ожидается значительного ухудшения финансового состояния банка в ближайшем будущем;

–1, если ожидается введение временной администрации и/или ликвидация банка.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ УКРАИНСКИХ БАНКОВ

Для прогнозирования риска банкротства банков было предложено использовать нечеткие нейронные сети ANFIS и TSK, описанные в [3–4]. Нечеткие нейронные сети обладают такими достоинствами:

возможность работать с нечеткой и качественной информацией;

возможность использования знаний экспертов в виде нечетких правил вывода.

Для применения нейронных сетей было разработано программное обеспечение, которое позволило получить прогноз банкротства банков Украины на основе работы сетей ANFIS и TSK. В качестве входных данных использовались показатели финансовой отчетности банков Украины за период с 2008 г. по 2009 г. Выходом сети является значение +1 или –1, что в соответствии означают банк-небанкрот и банк-банкрот. При анализе использовались различные наборы входных данных, разное количество правил для работы нечетких нейронных сетей, а также проводился анализ влияния периода данных, используемых на результат прогноза.

Сравнительный анализ работы сетей ANFIS и TSK при прогнозировании банкротства украинских банков

Во время экспериментов были получены практические результаты. Первая группа экспериментов использовала данные за январь 2008 г. и было про-

анализировано возможное банкротство на начало 2010 г. (то есть за два года до возможного банкротства).

Эксперимент № 1.

Обучающая выборка = 120 банков Украины. Тестовая выборка = 50 банков. Количество правил = 5. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

- активы;
- капитал;
- наличность (ликвидные активы);
- депозиты домашних зозайств;
- обязательства.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в табл. 1.

Таблица 1. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	5
% ошибок	10
Ошибки 1-го рода	0
Ошибки 2-го рода	5

Эксперимент № 2.

Обучающая выборка = 120 банков Украины. Тестовая выборка = 50 банков. Количество правил = 50. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков) такие же.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS, были получены результаты, которые отражены в табл. 2.

Таблица 2. Результаты работы сети ANFIS

Результаты	
Общее количество ошибок	6
% ошибок	12
Ошибки 1-го рода	0
Ошибки 2-го рода	6

Как видно при сравнении табл. 1 и 2, нейронная сеть TSK дает более точные результаты, чем сеть ANFIS.

Эксперимент № 3.

Этот эксперимент был направлен на определение влияния количества правил на результат прогноза.

Обучающая выборка = 120 банков Украины. Тестовая выборка = 50 банков. Количество правил = 10. Входные переменные (показатели финансовой отчетности) те же, что и ранее.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в табл. 3.

Таблица 3. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	6
% ошибок	12
Ошибки 1-го рода	1
Ошибки 2-го рода	5

Аналогичный анализ проведен для нейронной сети ANFIS.

Эксперимент № 4.

Обучающая выборка = 120 банков Украины. Тестовая выборка = 50 банков. Количество правил = 10. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков) аналогичные.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS, были получены результаты, которые отражены в табл. 4.

Таблица 4. Результаты работы сети ANFIS

Результаты	
Общее количество ошибок	7
% ошибок	14
Ошибки 1-го рода	1
Ошибки 2-го рода	6

В табл. 5 приведен сравнительный анализ результатов прогноза в зависимости от количества правил, которые используются для каждой входной переменной. На рис. 1 отражена графическая интерпретация результатов прогнозирования.

Таблица 5. Сравнительный анализ сетей ANFIS и TSK в зависимости от количества используемых правил

Сеть (количество правил)	Общее количество ошибок	% ошибок	Количество ошибок 1-го рода	Количество ошибок 2-го рода
Anfis 5	6	12	0	6
Anfis 10	7	14	1	6
TSK 5	5	10	0	5
TSK 10	6	12	1	5

Далее были проведены эксперименты, которые направлены на определение влияния размера проверочной и обучающей выборки на результаты прогноза.

Эксперимент № 5.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70 банков. Количество правил = 10. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

- активы;
- капитал;
- наличность (ликвидные активы);

депозиты домашних хозяйств;
обязательства.

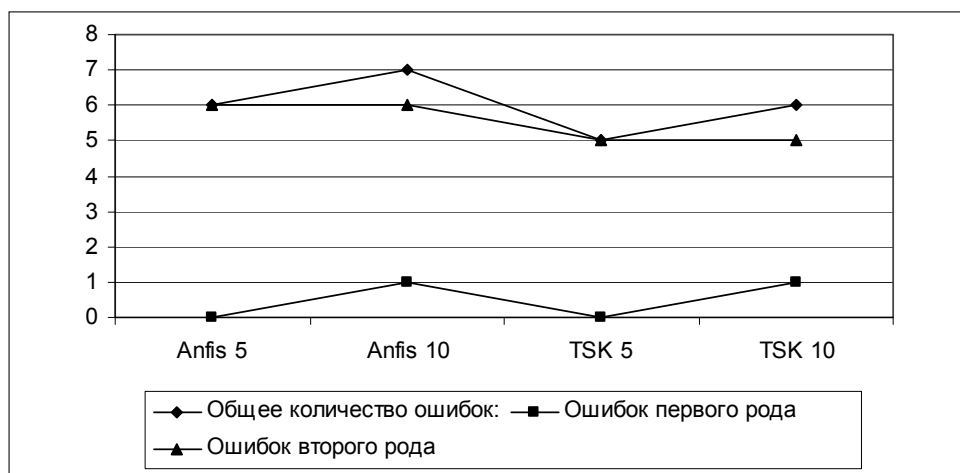


Рис. 1. Графическая интерпретация результатов прогноза с использованием ННС

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в табл. 6.

Таблица 6. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	7
% ошибок	10
Ошибки 1-го рода	1
Ошибки 2-го рода	6

Аналогичный эксперимент был проведен и для сети ANFIS.

Эксперимент № 6.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70 банков. Количество правил = 10. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков) те же.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS, были получены результаты, которые отражены в табл. 7.

В результате анализа приведенных экспериментов можно сделать выводы: Сеть TSK дает более точные результаты, чем сеть ANFIS.

Изменение количества правил в обучающей и проверочной выборках не имеет значительного влияния на результаты прогнозирования.

Таблица 7. Результаты работы сети ANFIS

Результаты	
Общее количество ошибок	7
% ошибок	10
Ошибки 1-го рода	0
Ошибки 2-го рода	7

Следующая группа экспериментов была посвящена поиску оптимальных входных данных (показателей) для прогнозирования. Период данных — январь 2008 г.

Эксперимент № 7.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70. Количество правил = 5. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

- прибыль текущего года;
- чистый процентный доход;
- чистый комиссионный доход;
- чистые расходы на формирование резервов;
- чистые прибыль / убыток банка.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в табл. 8.

Таблица 8. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	13
% ошибок	19
Ошибки 1-го рода	6
Ошибки 2-го рода	7

Эксперимент № 8.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70 банков. Количество правил = 70. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

- генеральный коэффициент надежности (собственный капитал / активы работающие);
- коэффициент мгновенной ликвидности (ликвидные активы / обязательства до востребования);
- кросс-коэффициент (суммарные обязательства / активы работающие);
- генеральный коэффициент ликвидности ((ликвидные активы + защищенный капитал + средства в фонде обязательных резервов) / суммарные обязательства);
- коэффициент фондовой капитализации прибыли (собственный капитал / уставной фонд).

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в табл. 9.

Таблица 9. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	7
% ошибок	10
Ошибки 1-го рода	1
Ошибки 2-го рода	6

Необходимо отметить, что эти показатели используются как входные данные в методике Кромонава [22], результаты применения которой рассмотрены ниже.

Эксперимент № 9.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70 банков. Количество правил = 5. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

ROE — доходность капитала (финансовый результат / капитал);

ROA — доходность активов (финансовый результат / активы);

CIN — соотношение доходов и расходов (доходы / расходы);

NIM — чистая процентная маржа (чистый процентный доход);

NI — чистая прибыль.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в табл.10.

Таблица 10. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	12
% ошибок	17
Ошибки 1-го рода	5
Ошибки 2-го рода	7

Необходимо отметить, что эти показатели используются как входные данные в методике EuroMoney [1].

Эксперимент № 10.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70 банков. Количество правил = 5. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

генеральный коэффициент надежности (собственный капитал / активы работающие);

коэффициент мгновенной ликвидности (ликвидные активы / обязательства до востребования);

кросс-коэффициент (суммарные обязательства / активы работающие);

генеральный коэффициент ликвидности ((ликвидные активы + защищен капитал + средства в фонде обязательных резервов) / суммарные обязательства);

коэффициент фондовой капитализации прибыли (собственный капитал / уставной фонд);

коэффициент защищенности капитала (защищенный капитал / собственный капитал).

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в табл. 11.

Таблица 11. Результаты работы сети TSK

Результаты	
Общее количество ошибок	8
% ошибок	13
Ошибки 1-го рода	1
Ошибки 2-го рода	7

Необходимо отметить, что эти показатели используются как входные данные в методике Кромонава [2].

В табл. 12 приведен итоговый сравнительный анализ результатов прогноза, в зависимости от входного набора данных (используемых финансовых показателей). На рис. 2 отражена графическая интерпретация результатов прогнозирования.

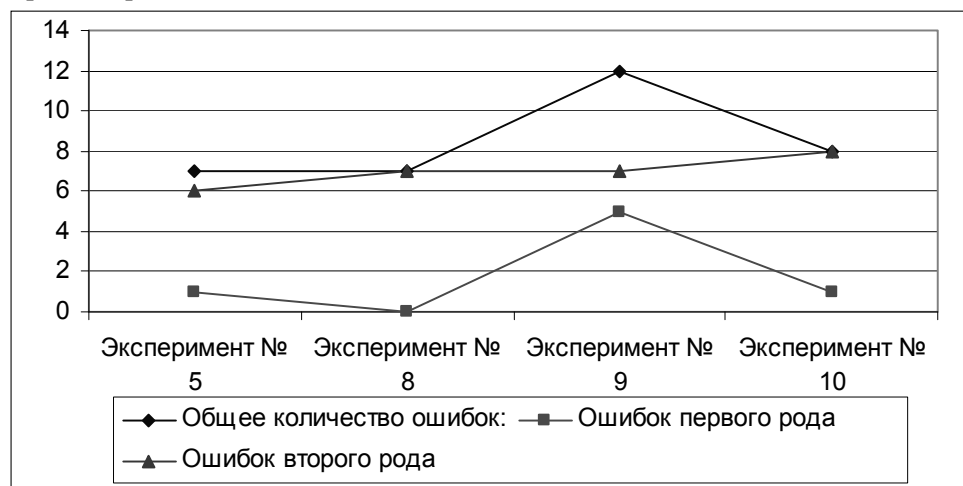


Рис. 2. Зависимость ошибок первого и второго рода от используемых наборов показателей

Таблица 12. Зависимость результата прогноза от набора входных показателей

Эксперимент	Общее количество ошибок	% ошибок	Ошибки 1-го рода	Ошибки 2-го рода, %
Эксперимент № 5	7	10	6	1
Эксперимент № 8	7	10	7	0
Эксперимент № 9	12	17	7	5
Эксперимент № 10	8	13	7	1

Далее был проведен ряд экспериментов, которые были направлены на определение влияния периода сбора входных данных на результат. Предложено рассмотреть период, значительно ближе к моменту возможного банкротства, а именно — июль 2009 г., то есть за 6 месяцев до возможного банкротства.

Эксперимент № 11.

Обучающая выборка = 100 банков Украины. Тестовая выборка = 70 банков. Количество правил = 10. Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

генеральный коэффициент надежности (собственный капитал / активы работающие);

коэффициент мгновенной ликвидности (ликвидные активы / обязательства + обязательства до востребования);

кросс-коэффициент (суммарные обязательства / активы работающие);

генеральный коэффициент ликвидности ((ликвидные активы + защищен капитал + средства в фонде обязательных резервов) / суммарные обязательства);

коэффициент фондовой капитализации прибыли (собственный капитал / уставной фонд).

В табл. 13 можно увидеть сравнительный анализ результатов прогноза, в зависимости от периода входного набора данных. На рис. 3 отражена графическая интерпретация результатов прогнозирования.

Таблица 13. Зависимость результата прогноза от момента сбора входных показателей

Эксперимент: период количества правил	Общее количество ошибок	Ошибки 1-го рода	Ошибки 2-го рода	Общий % ошибок
01.01.2008 — 5 правил	7	0	7	10
01.07.2009 — 5 правил	5	0	5	7
01.07.2009 — 10 правил	7	3	4	10

Применение НМГУА для прогнозирования финансового состояния европейских банков

В ходе работы был также применен нечеткий метод группового учета аргументов для прогнозирования финансового состояния банков [3,4]. В качестве входных переменных использовались те же показатели, что и в экспериментах с сетью TSK. Результатом работы метода является значение выходной переменной, которая попадает в определенный интервал. В данном случае (при прогнозировании банкротства) необходимо приводить результат прогноза к виду +1 или -1 (где 1 — банк с хорошим финансовым положением; -1 — банк с ухудшенным финансовым положением). В данной работе в качестве порога мы принимали середину выходного интервала и приводили ее к необходимому виду.

В табл. 14 отражены результаты прогнозирования в зависимости от периода входных данных.

Таблица 14. Сравнительный анализ результатов прогноза методом НМГУА в зависимости от периода получения входных данных

Период входных данных	Общее количество ошибок	% ошибок	Ошибки 1-го рода	Ошибки 2-го рода
2004	10	14	3	7
2005	9	13	3	6
2006	8	11,4	3	5
2007	7	10	2	5
2008	6	8,5	1	5
2009	6	8,5	2	4

Если сравнить результаты применения метода НМГУА с результатам работы нейронной сети TSK, можно увидеть, что нейронная сеть TSK дает лучшие результаты при использовании входных данных за один год до возможного банкротства, но метод НМГУА работает лучше при использовании более давних данных, за два и более лет, что дает ему преимущество в долгосрочном прогнозировании финансового состояния банков.

Применение методики Кромонава и методики многоуровневого агрегированного показателя оценки состояния банков

С целью сравнительного анализа результатов применения нечеткой логики к проблеме прогнозирования финансового состояния банков, и классических методов были реализованы и исследованы четкие методики анализа финансового состояния банков. Используя выборку с финансовыми показателями 170 украинских банков, мы применили методику Кромонава [2], а также методику многоуровневого агрегированного показателя состояния банков, разработанную ассоциацией белорусских банков (методика АББ) для решения поставленной задачи.

Результаты применения методики Кромонава. Первым экспериментом в данной серии было применение методики Кромонава на основе квартальных данных украинских банков по состоянию на начало 2008 г., и проверка прогноза по данным о банкротстве (или введении временной администрации) банка после середины 2009 г. Таким образом, целью было исследовать, как влияет период сбора данных на качество прогноза. Результаты анализа приведены в табл. 15.

Таблица 15. Результаты применения методики Кромонава по данным банков в зависимости от периода сбора данных

Результаты	01.01.2008	01.07.2009
Общее количество ошибок	34	24
% ошибок	20	15
Ошибки 1-го рода	18	12
Ошибки 2-го рода	16	12
Размер тестовой выборки	170	170

Как видно из табл. 15, методика Кромонава дала неверный прогноз по 34 банкам из 170, что дает погрешность в размере 20%. При использовании данных на 01.01.2008 г. и неверный прогноз по 24 банкам из 170 (погрешность 15%) по исходным данным 01.07.2009 г. Очевидно значительное улучшение качества полученных результатов прогноза по свежим данным середины 2009 г. по сравнению с данными на начало 2008 г., задолго до момента массового банкротства украинских банков.

Такой вывод не удивителен, принимая во внимание, что с приближением отчетных данных к моменту банкротства (или значительного ухудшения финансового состояния), последние начинают более явно отражать вероятность наступления дефолта банка.

Виды ошибок достаточно равномерно распределились между собой в обоих случаях.

Результаты применения методики многоуровневого агрегированного показателя состояния банков (разработанного ассоциацией белорусских банков). Третьим экспериментом в этой серии экспериментов было применение методики разработанной ассоциацией белорусских банков (АББ) на основе квартальных данных украинских банков по состоянию на начало 2008 г. и проверка прогноза по данным о банкротстве (или введения временной администрации) банка после середины 2009 г. Как и в случае методики Кромонава, целью было исследовать, как влияет период данных на качество прогноза. Результаты анализа приведены в табл. 16.

Таблица 16. Результаты применения методики АББ по данным банков по состоянию на 01.01.2008 и 01.07.2009

Результаты	01.01.2008	01.07.2009
Общее количество ошибок	27	24
% ошибок	16	15
Ошибки 1-го рода	12	4
Ошибки 2-го рода	15	20
Размер тестовой выборки	170	170

Как видно из табл. 16, методика АББ дала неверный прогноз по 27 банкам из 170, что дает ошибку в размере 16%. Этот результат для данных на середину 2008 г. является лучшим по сравнению с методикой Кромонава, давшей ошибку 20% на этих данных. Есть незначительное большее количество ошибок 2-го рода (15) по сравнению с количеством ошибок 1-го рода (12). По данным на середину 2009 г. методика АББ показывает неверный прогноз по 24 банкам из 170 (погрешность 15%), что совпадает с результатами, полученными по методике Кромонава.

ОБЩИЙ АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ ЧЕТКИХ И НЕЧЕТКИХ МЕТОДИК ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ БАНКОВ

В заключительном эксперименте был выполнен сравнительный анализ всех вышеизложенных методов и методик. Были рассмотрены следующие методы:

- нечеткая нейронная сеть ANFIS;
- нечеткая нейронная сеть TSK;
- методика Кромонава;
- методика АББ.

На вход методов были введены финансовые показатели украинских банков за июль 2007 г. Сравнительный анализ методов приведен в табл. 17, а на рис. 3 отражены графические результаты анализа.

Таблица 17. Сравнительный анализ результатов прогноза риска банкротства банков Украины в зависимости от метода прогнозирования

Методика(период)	Общее количество ошибок	% ошибок	Ошибки 1-го рода	Ошибки 2-го рода
ANFIS	7	10	1	6
TSK	5	7	0	5
Кромонава	10	15	5	5
АББ	10	15	2	8

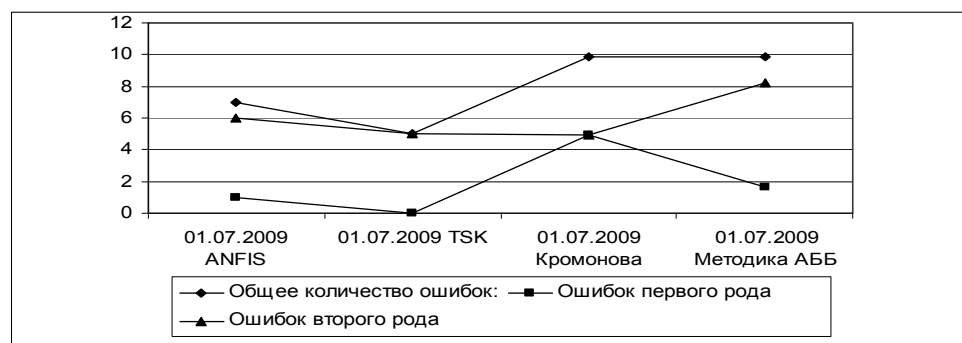


Рис. 3. Графическая интерпретация результатов прогнозирования банков Украины

ВЫВОДЫ

В статье рассмотрены и исследованы различные методы и методики анализа финансового состояния и прогнозирования банкротства банков:

нечеткая нейронная сеть ANFIS;
нечеткая нейронная сеть TSK;
НМГУА;
метод Кромонаова;
метод АББ.

В качестве входных данных рассмотрены финансовые показатели банков Украины.

Определены входные переменные моделей (финансовые показатели банков), которые показали лучшие результаты прогноза при их использовании прогнозирования банкротства банков Украины:

генеральный коэффициент надежности;
коэффициент мгновенной ликвидности;
кросс-коэффициент;
генеральный коэффициент ликвидности;
коэффициент фондовой капитализации прибыли.

Определено, что среди нейронных сетей сеть TSK дает более точные результаты, чем сеть ANFIS. Изменение количества правил в обучающей выборке не оказывает значительного влияния на результаты прогнозирования. Увеличение количества правил не приводит к улучшению результатов прогнозирования.

При сравнении нечетких методов было установлено, что нечеткие нейронные сети дают лучшие результаты при использовании более свежих данных, то есть при *краткосрочном прогнозировании*. Нечеткий метод группового учета аргументов дает лучшие результаты при использовании более старых данных, то есть при *долгосрочном прогнозировании* на два года и более.

В целом, *сравнительный анализ показал, что четкие методы и методики большинстве случаев дают худшие результаты при сравнении с нечеткими методами.*

ЛИТЕРАТУРА

- Рейтингова оцінка комерційного банку.* — [http:// www. nbuv. gov.ua/Soc_Gum/ Ekpr/2009_25/mescheryakov/htm](http://www.nbuv.gov.ua/Soc_Gum/Ekpr/2009_25/mescheryakov/htm).
- Построение рейтинга банков с использованием методики расчета многоуровневого агрегированного показателя состояния банка.* — [http:// www. credit-rating. ua/ ru/analytics/ analytical-articles/](http://www.credit-rating.ua/ru/analytics/analytical-articles/).
- Згуровский М.З., Зайченко Ю.П.* Основы вычислительного интеллекта. — К.: Наук. думка, 2013. — 406 с.
- Зайченко Ю.П.* Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. — К.: Слово, 2008. — 344 с.

Поступила 22.12.2014