

УДК 519.8

## **СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОЦЕНКИ РИСКА БАНКРОТСТВА ПРЕДПРИЯТИЙ**

**Ю.П. ЗАЙЧЕНКО, С.В. РОГОЗА, В.А. СТОЛБУНОВ**

Рассмотрена проблема анализа риска банкротства предприятий. Описаны классический метод дискриминантного анализа Е. Альтмана. Проанализированы достоинства и недостатки метода. Дана оценка возможности его применения в Украине. Показан нечетко-множественный подход к оценке риска банкротства. Предложен метод анализа риска банкротства предприятий на основе использования нечетких нейросетей с различными алгоритмами нечеткого вывода. Приводятся результаты сравнительного анализа различных методов в задаче оценки риска банкротства.

### **ВВЕДЕНИЕ**

Одна из актуальных проблем стратегического менеджмента и планирования — оценка риска банкротства предприятия (корпорации) на основе анализа его финансового состояния. Своевременное выявление признаков возможного банкротства позволяет руководству принимать срочные меры по исправлению финансового состояния и снижению риска банкротства.

Понятие банкротства органично присуще современным рыночным отношениям. Оно характеризует несостоятельность предприятия (организации) удовлетворить требования кредиторов относительно оплаты товаров, работ, услуг, а также обеспечить обязательные платежи в бюджет и внебюджетные фонды. Закон Украины «О возобновлении платежеспособности должника или признания его банкротом» под банкротством понимает признанную хозяйственным судом несостоятельность должника возобновить свою платежеспособность и удовлетворить признанные судом требования кредиторов не иначе, как через применение ликвидационной процедуры.

Анализ зарубежной практики свидетельствует, что в странах с развитой рыночной экономикой и постоянной политической системой, как правило, 1/3 банкротства вызвана внешними причинами и 2/3 — внутренними.

В течение многих лет классические статистические методы широко использовались для прогнозирования рисков банкротства. Эти модели также имеют название одномерных (single-period) методов классификации, или статистических моделей. Они содержат процедуру классификации, которая с определенной мерой точности относит ту или иную компанию к группе

потенциальных банкротов или к группе компаний с благоприятным финансовым положением. Применение таких моделей может вызвать два типа ошибок.

Ошибка первого типа — фирма-банкрот классифицируется как фирма с благоприятным финансовым положением.

Ошибка второго типа — предприятие с нормальным финансовым состоянием классифицируется как потенциальный банкрот.

Обе ошибки могут привести к серьезным последствиям и убыткам. Например, если кредитное учреждение откажет компаниям со «здоровой» финансовой ситуацией в предоставлении кредита в связи с допущением ошибки второго типа, то это может привести к потерям будущей прибыли этой компанией. Такую ошибку часто называют **коммерческим риском**. И наоборот, если кредитное учреждение примет решение о предоставлении кредита компании, которая является потенциальным банкротом (ошибка первого типа), то это может привести к потерям процентов по кредиту, значительной части ссудных средств, альтернативной стоимости и т.д. Поэтому такую ошибку называют **кредитным риском**.

В настоящее время существует несколько общепризнанных методов и методик оценки риска банкротства. Наиболее известной и широко применяемой является методика Е. Альтмана [1, 2].

Z-модель Альтмана представляет собой статистическую модель, которая на основе оценки показателей финансового состояния и платежеспособности компании позволяет оценить риск банкротства и разделить хозяйственные субъекты на потенциальных банкротов и не банкротов. Вместе с тем, модель Альтмана имеет недостатки, и ее применение для экономики Украины сопряжено с определенными трудностями. Поэтому в последние годы разрабатываются альтернативные подходы и методы, учитывающие специфику анализа и принятия решений в условиях неопределенности. К их числу относятся аппарат нечетких множеств (НМ) и нечеткие нейронные сети (ННС).

Цель настоящей работы — сравнительный анализ эффективности применения различных методов и подходов к оценке риска банкротства предприятий применительно к экономике Украины.

## МОДЕЛИ ОЦЕНКИ РИСКА БАНКРОТСТВА НА ОСНОВЕ МНОГОМЕРНОГО ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА

Наиболее известная и распространенная модель оценки риска банкротства — модель Альтмана, построенная с использованием аппарата мультипликативного дискриминантного анализа (МДА), который позволяет подобрать такие показатели, дисперсия которых между группами была бы максимальной, а внутри группы — минимальной. В данном случае классификация проводилась по двум группам компаний, одни из которых позднее обанкротились, а другие, наоборот, смогли выстоять и упрочить свое финансовое положение.

В результате МДА построена модель Альтмана (Z-счет) [2]

$$Z = 1,2 K_1 + 1,4 K_2 + 3,3 K_3 + 0,6 K_4 + 2,0 K_5, \quad (1)$$

где  $K_1$  — собственный оборотный капитал/ сумма активов;  $K_2$  — неинвестированная прибыль/ сумма активов;  $K_3$  — прибыль до уплаты процентов/ сумма активов;  $K_4$  — рыночная стоимость собственного капитала/ стоимость заемного капитала;  $K_5$  — объем продаж/ сумма активов.

В результате подсчета  $Z$  - показателя для конкретного предприятия делается заключение:

$Z < 1,81$  — очень высокая вероятность банкротства;

$1,81 \leq Z \leq 2,7$  — высокая вероятность банкротства;

$2,7 \leq Z \leq 2,99$  — возможно банкротство;

$Z \geq 3,0$  — вероятность банкротства крайне мала.

Модель Альтмана дает достаточно точный прогноз вероятности банкротства с временным интервалом 1-2 года.

В результате дискриминантного анализа финансовых показателей группы предприятий, заявивших о своем банкротстве, взятых за год до дефолта, было верно спрогнозировано банкротство в 31 случае из 33 (94,5%), и в 2 — сделана ошибка (6%). По второй группе предприятий, которые не обанкротились, модель ошибочно спрогнозировала банкротство только в 1 случае (3%), а в остальных 32 (97%) была допущена очень низкая вероятность банкротства, что и подтвердилось фактически (табл. 1).

**Таблица 1.** Результаты прогноза по модели Альтмана за год до банкротства

Группа	Количество компаний	Прогноз: принадлежность к первой группе	Прогноз: принадлежность ко второй группе
Первая (обанкротившиеся компании)	33	31(94,0%)	2 (6,0%)
Вторая (компании, которые не обанкротились)	33	1(3,0%)	32 (97,0%)

Аналогичные расчеты проведены на основе финансовых показателей за два года до банкротства. Результаты оказались размытыми (табл. 2), особенно по группе предприятий, заявивших о своем дефолте, тогда как по второй группе достоверность расчетов осталась приблизительно на том же уровне. Общая точность классификации по модели Альтмана составляет 95 % за год и 82% за два года до банкротства.

**Таблица 2.** Результаты прогноза по модели Альтмана (за два года до банкротства)

Группа	Количество компаний	Прогноз: принадлежность к первой группе	Прогноз: принадлежность ко второй группе
Первая (обанкротившиеся компании)	33	23(72,0%)	9 (28,0%)
Вторая (компании, которые не обанкротились)	33	2(6,0%)	31(94,0%)

Учитывая то, что приведенный выше  $Z$ -счет пригоден лишь для больших предприятий, акции которых котируются на бирже, в 1985 г. Е. Альтман предложил новую модель, позволяющую исправить данный недостаток. Определение вероятности прогнозирования банкротства для предприятий, акции которых не представлены на бирже, запишем как

$$Z = 0,717K_1 + 0,847K_2 + 3,107K_3 + 0,42K_4 + 0,995K_5, \quad (2)$$

где  $K_4$  — балансовая стоимость собственного капитала по отношению к одолженному.

При  $Z < 1,23$  риск банкротства очень большой. Подход Альтмана многократно использован самим Е. Альтманом и его последователями во многих странах (Великобритания, Франция, Бразилия, Китай и др.).

Примером применения модели Альтмана являются результаты исследований самим автором 86 компаний-банкротов за 1969 – 1975 гг., 110 за 1976 – 1995 гг. и 120 за 1997 – 1999 гг. С использованием порогового значения 2,675 точность применения метода была от 82% до 96%. При повторном тесте модели, который базировался на одном финансовом периоде, точность была 80–90% (табл. 3).

**Таблица 3.** Точность классификации банкротства по модели Альтмана

Количество лет до банкротства	1969 – 1975 гг.	1976 – 1995 гг.	1997 – 1999 гг.
1	82%(75%)	85%(78%)	94%(84%)
2	68%	75%	74%
Пороговое значение 2,67 (в скобках точность классификации для порогового значения 1,81)			

Подход Альтмана на основе многомерного дискриминантного анализа далее был развит другими исследователями. К числу известных моделей прогнозирования риска банкротства относятся такие.

#### Модель Лиса

$$Z = 0,063K_1 + 0,092K_2 + 0,057K_3 + 0,001K_4, \quad (3)$$

где  $K_1$  — оборотный капитал / сумма активов;  $K_2$  — прибыль от реализации/сумма активов;  $K_3$  — нераспределенная прибыль/ сумма активов;  $K_4$  — рыночная стоимость собственного капитала/заемный капитал.

При  $Z < 0,037$  высока вероятность банкротства.

#### Модель Спрингейта

$$Z = 1,3A + 3,07B + 0,66C + 0,4D, \quad (4)$$

где  $A$  — оборотный капитал / общая стоимость активов;  $B$  — прибыль до уплаты налогов / общая стоимость активов;  $C$  — прибыль до уплаты налогов / краткосрочные обязательства;  $D$  — объем продаж/ общая стоимость активов.

Если значение  $Z$  меньше 0,862, то предприятие является потенциальным банкротом с вероятностью 92%. Если  $Z < 0$ , то предприятие — банкрот.

В последние годы выполнены исследования по применению модели Альтмана для стран СНГ с переходной экономикой. При этом коэффициенты модели должны были быть скорректированы с учетом специфики данного типа экономики. К числу наиболее успешных моделей относится модель Давыдовой-Беликова, разработанная для экономики России [3].

**Модель Давыдовой–Беликова**

$$R = 8,38K_1 + K_2 + 0,054K_3 + 0,63K_4, \quad (5)$$

где  $K_1$  — отношение оборотного капитала к сумме всех активов;  $K_2$  — отношение чистой прибыли к сумме собственного капитала;  $K_3$  — отношение дохода (выручки от реализации) к сумме активов (коэффициент оборачиваемости);  $K_4$  — отношение чистой прибыли к себестоимости.

При  $R < 0$  вероятность банкротства максимальная (90–100 %);  $0 < R < 0,18$  — высокая (60–80 %);  $0,18 < R < 0,32$  — средняя (35–50 %);  $0,32 < R < 0,42$  — низкая (15–20 %);  $R > 0,42$  — минимальная.

Применение модели MDA начинается с нескольких предположений. Первое заключается в том, что входные данные дихотомические, т.е. группы являются непересекающимися.

MDA базируется на следующих ограничениях:

- независимые переменные, включенные в модель, нормально распределены;
- матрицы дисперсий и ковариаций группы успешных компаний и банкротов равны;
- стоимость неправильной классификации и априорная вероятность неудачи определены.

На практике данные очень редко удовлетворяют всем трем названным выше предположениям, потому что часто применение MDA происходит неадекватным образом и правильность результатов, полученных после его применения, сомнительна.

Слабая сторона модели Альтмана состоит в том, что модель является чисто эмпирической, подогнанной по выборке, и не имеет под собой самостоятельной теоретической базы. Кроме того, приведенные коэффициенты должны определяться для различных отраслей промышленности и будут, естественно, различаться.

В экономике Украины модель Альтмана пока не получила широкого применения по следующим причинам.

1. Требуется вычисление соответствующих коэффициентов при показателях  $K_i$ ,  $i = 1, 5$ , которые отличаются от их значений для зарубежных стран.
2. Информация о финансовом состоянии анализируемых предприятий, как правило, недостоверна, руководство ряда предприятий сознательно подправляет свои показатели в финансовых отчетах, что делает невозможным нахождение достоверных оценок коэффициентов в Z-модели.

Поэтому задача оценки вероятности риска банкротства должна решаться в условиях неопределенности, неполноты исходной информации, и для ее

решения предлагается использовать адекватный аппарат принятия решений — НМ и ННС.

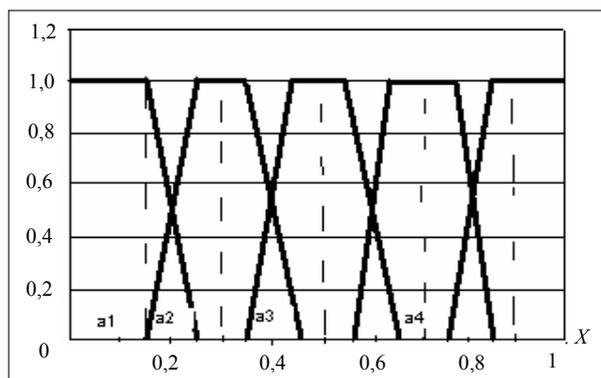
## КОМПЛЕКСНАЯ ОЦЕНКА РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИИ НА ОСНОВЕ АППАРАТА НМ

Рассмотрим матричный метод прогнозирования банкротства корпораций на основе аппарата НМ, предложенный О.А. Недосекиным [5,6].

1. Эксперт строит лингвистическую переменную со своим термножеством значений. Например, уровень менеджмента может иметь следующее термножество значений: очень низкий, низкий, средний, высокий, очень высокий.

2. Для того чтобы конструктивно описать лингвистическую переменную, эксперт выбирает соответствующий количественный признак, например, сконструированный специальным образом показатель уровня менеджмента, который принимает значения от нуля до единицы.

3. Далее эксперт каждому значению лингвистической переменной,



которая по построению является нечетким подмножеством (НП) значений интервала  $[0,1]$ , ставит в соответствие функцию принадлежности того или иного НМ. Как правило, это трапециевидальная функция принадлежности. Верхнее основание трапеции соответствует полной уверенности эксперта в правильности классификации, а нижнее — уверенности в том, что никакие иные значения интервала  $[0,1]$  не попадают в выбранное НМ (рис. 1.).

Рис. 1. Трапециевидальная функция принадлежности

На этом описание лингвистических переменных заканчивается.

НМ метод, известный также как матричный метод, состоит из следующих этапов.

### Этап 1. Лингвистические переменные и НМ

1.1. Лингвистическая переменная  $E$  «Состояние предприятия» имеет пять значений НП состояний:

- $E_1$  — предельное неблагополучие;
- $E_2$  — неблагополучие;
- $E_3$  — средний уровень;
- $E_4$  — относительное благополучие;
- $E_5$  — предельное благополучие.

1.2. Соответствующая переменной  $E$  лингвистическая переменная  $G$  «Риск банкротства» также имеет пять значений НП состояний:

- $G_1$  — предельный риск банкротства;
- $G_2$  — высокая степень риска банкротства;
- $G_3$  — средняя;
- $G_4$  — низкая;
- $G_5$  — незначительный риск.

**Носитель** множества  $G$  — показатель степени риска банкротства  $g$  принимает значения от нуля до единицы по определению.

1.3. Для отдельного финансового показателя или показателя управления  $X_i$  задаем лингвистическую переменную  $B_i$  «Уровень показателя  $X_i$ » на следующем терм-множестве значений:

- $B_{i1}$  — очень низкий уровень показателя  $X_i$ ;
- $B_{i2}$  — низкий;
- $B_{i3}$  — средний;
- $B_{i4}$  — высокий;
- $B_{i5}$  — очень высокий.

**Этап 2. Показатели.** Построим набор отдельных показателей  $X = \{X_i\}$  общим числом  $N$ , которые, по мнению эксперта, с одной стороны, влияют на оценку риска банкротства предприятия, а с другой — оценивают разные по природе стороны деловой и финансовой жизни предприятия. Например, в матричном методе используются такие коэффициенты [5]:

- $X_1$  — автономии (отношение собственного капитала к валюте баланса);
- $X_2$  — обеспечения оборотных активов собственными средствами (отношение чистого оборотного капитала к оборотным активам);
- $X_3$  — промежуточной ликвидности (отношение суммы денежных средств и дебиторской задолженности к краткосрочным пассивам);
- $X_4$  — абсолютной ликвидности (отношение суммы денежных средств к краткосрочным пассивам);
- $X_5$  — оборачиваемость всех активов за год (отношение выручки от реализации к средней выручке за период стоимости активов);
- $X_6$  — рентабельность всего капитала (отношение чистой прибыли к средней за период стоимости активов).

**Этап 3. Значимость показателей.** Поставим в соответствие каждому показателю  $X_i$  уровень его значимости  $r_i$ . Для того чтобы оценить этот уровень, необходимо поставить все показатели в порядке уменьшения их значимости для выполнения соотношения

$$r_1 \geq r_2 \geq \dots \geq r_N.$$

Если система показателей проранжирована в порядке уменьшения их значимости, то вес  $i$ -го показателя  $r_i$  необходимо определять по правилу Фишберна

$$r_i = \frac{2(N-i+1)}{(N+1)N}. \quad (6)$$

Если все показатели имеют одинаковый вес, то  $r_i = 1/N$ .

**Этап 4. Классификация степени риска.** Построим классификацию текущего значения  $g$  показателя степени риска как критерий разбиения этого множества на НП (табл. 4).

**Таблица 4.** Классификация степени риска

Интервал значений $g$	Классификация уровня параметра	Степень оценочной уверенности (функция принадлежности)
$0 \leq g \leq 0,15$	$G_5$	1
$0,15 < g < 0,25$	$G_5$	$\mu_5 = 10 \times (0,25 - g)$
	$G_4$	$1 - \mu_5 = \mu_4$
$0,25 \leq g \leq 0,35$	$G_4$	1
$0,35 < g < 0,45$	$G_4$	$\mu_4 = 10 \times (0,45 - g)$
	$G_3$	$1 - \mu_4 = \mu_3$
$0,45 \leq g \leq 0,55$	$G_3$	1
$0,55 < g < 0,65$	$G_3$	$\mu_3 = 10 \times (0,65 - g)$
	$G_2$	$1 - \mu_3 = \mu_2$
$0,65 \leq g \leq 0,75$	$G_2$	1
$0,75 < g < 0,85$	$G_2$	$\mu_2 = 10 \times (0,85 - g)$
	$G_1$	$1 - \mu_2 = \mu_1$
$0,85 \leq g \leq 1,0$	$G_1$	1

**Этап 5. Классификация значений показателей.** Построим классификацию текущих значений показателей  $X$  как критерий разбиения полного множества их значений на НП вида  $B$ . Один из примеров такой классификации в табл. 5, где приведены трапециевидальные нечеткие числа, которые характеризуют соответствующие функции принадлежности.

**Таблица 5.** Классификация отдельных финансовых показателей

Показатель	Т-числа $\{T\}$ для значений лингвистической переменной «Величина параметра»				
	Очень низкий	Низкий	Средний	Высокий	Очень высокий
$X_1$	(0,0; 0,1; 0,2)	(0,1; 0,2; 0,25; 0,3)	(0,25; 0,3; 0,45; 0,5)	(0,45; 0,5; 0,6; 0,7)	(0,6; 0,7; 1; 1)
$X_2$	(-1; -1; -0,005; 0)	(-0,005; 0; 0,09; 0,11)	(0,09; 0,11; 0,3; 0,35)	(0,3; 0,35; 0,45; 0,5)	(0,45; 0,5; 1; 1)
$X_3$	(0,0; 0,5; 0,6)	(0,5; 0,6; 0,7; 0,8)	(0,7; 0,8; 0,9; 1)	(0,9; 1; 1,3; 1,5)	(1,3; 1,5; $\infty$ ; $\infty$ )
$X_4$	(0,0; 0,02; 0,03)	(0,02; 0,03; 0,08; 0,1)	(0,08; 0,1; 0,3; 0,35)	(0,3; 0,35; 0,5; 0,6)	(0,5; 0,6; $\infty$ ; $\infty$ )
$X_5$	(0,0; 0,12; 0,14)	(0,12; 0,14; 0,18; 0,2)	(0,18; 0,2; 0,3; 0,4)	(0,3; 0,4; 0,5; 0,8)	(0,5; 0,8; $\infty$ ; $\infty$ )
$X_6$	( $-\infty$ ; $-\infty$ ; 0,0)	(0,0; 0,006; 0,01)	(0,006; 0,01; 0,06; 0,1)	(0,06; 0,1; 0,225; 0,4)	(0,225; 0,4; $\infty$ ; $\infty$ )

**Этап 6. Оценка уровня показателей.** Проведем оценку текущего уровня показателей и сведем полученные результаты в табл. 6.

**Таблица 6.** Текущий уровень показателей

Показатель	$X_1$	...	$X_i$	...	$X_N$
Текущее значение	$x_1$	...	$x_i$	...	$x_N$

**Этап 7. Классификация уровня показателей.** Проведем классификацию текущих значений  $x$  по критерию таблицы, построенной на этапе 5. Результатом проведенной классификации есть таблица значений  $\lambda_{ij}$  — уровней принадлежности носителя  $x_i$  НП  $B_j$ .

**Этап 8. Оценка степени риска.** Выполним вычислительные операции для оценки степени риска банкротства  $g$ .

$$g = \sum_{j=1}^5 g_j \sum_{i=1}^N r_i \lambda_{ij}, \quad (7)$$

где

$$g_j = 0,9 - 0,2*(j - 1). \quad (8)$$

Смысл применения формул (7) и (8) состоит в следующем. Сначала мы оцениваем вес того или иного подмножества из  $B$  в оценке состояния корпорации  $E$  и в оценке степени риска  $G$ . Эти веса далее принимают участие во внешней сумме для определения среднего значения показателя  $g$ , где  $g_j$  есть не что иное, как средняя оценка  $g$  из соответствующего диапазона табл. 4 этапа 4.

**Этап 9. Лингвистическое распознавание.** Классифицируем полученное значение степени риска на базе данных табл. 4. Результатом классификации являются лингвистическое описание степени риска банкротства и степени уверенности эксперта в правильности его классификации.

Основные достоинства НМ матричного метода состоят в

- 1) возможности использования, кроме количественных, и качественных факторов;
- 2) учете неточной, приблизительной информации о значениях факторов.

## ПРИМЕНЕНИЕ ННС ДЛЯ АНАЛИЗА РИСКА БАНКРОТСТВА

Для анализа риска банкротства в качестве классификаторов применены также ННС Цукамото, Мамдани и ANFIS. Подробное описание алгоритмов работы этих сетей приводится в работе [4]. В качестве входных данных использовались разные наборы финансовых показателей предприятий, полученные по данным Госкомстата Украины. Таким образом, количество входных нейронов равняется количеству показателей в соответствующем наборе, выходных — количеству классов, т.е. имеем два выходных нейрона.

База правил состояла из нечетких правил вида ЕСЛИ-ТО с гауссовскими функциями принадлежности, выбор которых обусловлен их непрерывно-

стью, точнее дифференцированностью в каждой точке, позволяющей гарантировать сходимость процесса обучения (градиентного алгоритма). Были проведены эксперименты с разным количеством правил (20, 30, 40), параметры которых настраивались в процессе обучения. Первичная выборка разбивалась на учебную и проверочную. Кроме того, для большей надежности процесс обучения осуществлялся на нескольких окнах данных.

## ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В данной работе для анализа эффективности прогнозирования методами дискриминантного анализа, анализа на основе НМ, предложенного А.О. Недосекиным, а также ННС взяты финансовые показатели 56 предприятий Украины, 13 из которых в 2006 г. признаны арбитражным судом банкротами. Другие предприятия выбирались случайно. Финансовые показатели взяты из годовых балансов и годовых отчетов о финансовых результатах за 2003, 2004 и 2005 гг. Были проведены эксперименты по классификации предприятий относительно риска банкротства с использованием ННС с логическими выводами Мамдани, Цукамото и Сугено.

Сначала проводился анализ риска банкротства на базе следующих показателей (набор 1):

- 1) отношение оборотного капитала к общей стоимости активов;
- 2) чистой прибыли к общей стоимости активов;
- 3) чистой выручки от реализации к общей стоимости активов;
- 4) уставного капитала к сумме задолженности;
- 5) дохода от реализации к общей стоимости активов.

Обучение осуществлялось в несколько этапов продолжительностью в 100 эпох.

Итоговые результаты приведены на рис. 2.

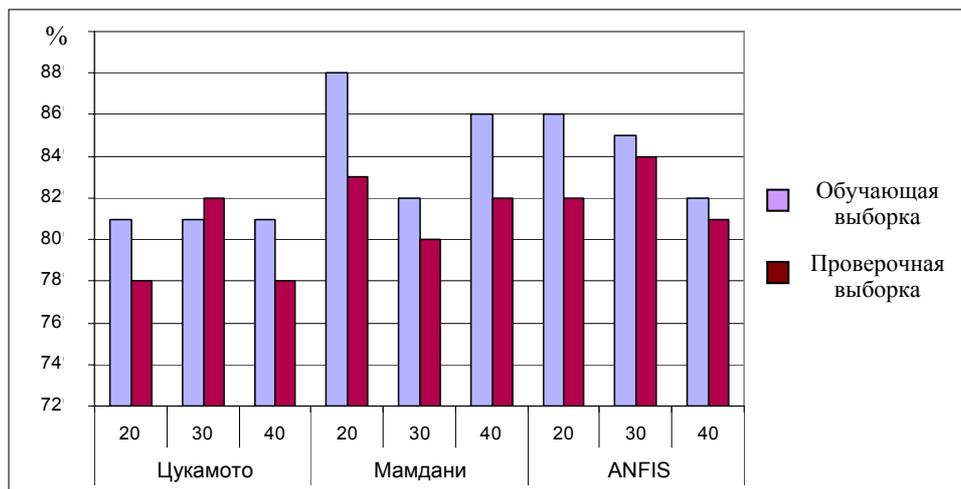


Рис. 2. Результаты прогнозирования банкротства различными методами для набора 1

Далее набор показателей был изменен таким образом (набор 2):

- 1) отношение чистого оборотного капитала к общей стоимости активов;
- 2) отношение прибыли к собственному капиталу;

- 3) коэффициент оборотных активов;
- 4) норма прибыли.

Соответствующие результаты приведены на рис. 3.

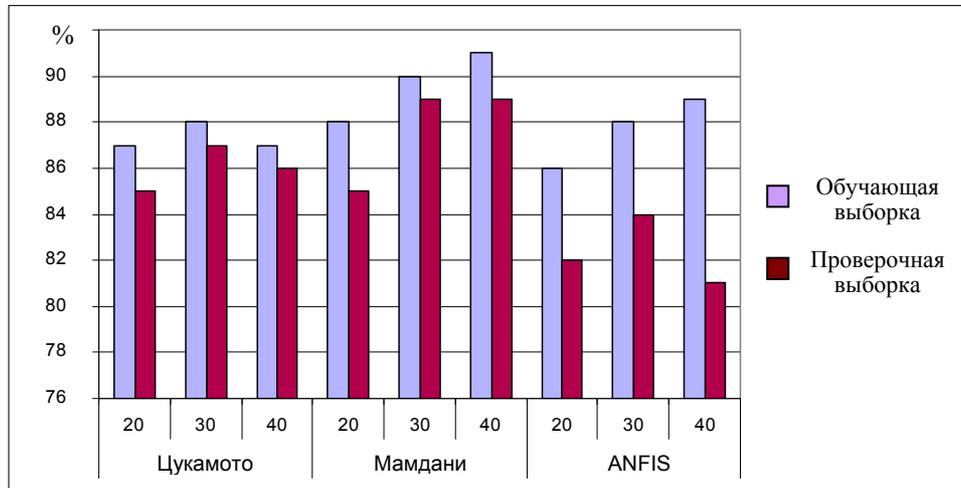


Рис. 3. Результаты прогнозирования риска банкротства для набора 2

Затем проводились сравнительные эксперименты по оценке риска банкротства с использованием статистических методов Альтмана [1, 2], Спрингейта и метода Давыдовой–Беликова [3], НМ метода Недосекина [5, 6], а также ННС с выводом Мамдани, Цукамото и Сугено ( ННС ANFIS). Результаты этих экспериментов приведены на рис. 4.

### ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РАССМОТРЕННЫХ МЕТОДОВ

1. Методом, который спрогнозировал банкротство с максимальной точностью (без учета результатов ННС), оказался матричный метод Недосекина. Точность прогнозирования составила 80% за два года до банкротства и 87 % за год до дефолта. Такой результат вполне закономерен, так как матричный метод, базирующийся на использовании теории НМ, лучше прогнозирует при условиях неопределенности, неоднородности данных, а также учитывает субъективные оценки экспертов. Но, несмотря на наилучший результат, матричный метод имеет довольно большую ошибку прогнозирования (20% за два года и 13% за год до дефолта). Это обусловлено входными данными, поскольку мы не имеем 100%-ной уверенности в правильном разбиении всей выборки на банкроты и успешные предприятия. Ведь проверочная выборка может иметь определенные неточности, которые влияют на величину ошибок.

2. Среди статистических моделей наилучший прогноз, а точнее, классификацию, дает модель, разработанная русскими учеными Г.В. Давыдовой и А.Ю. Беликовым. Точность прогнозирования составила 73,5% за три года до банкротства, 78% и 85% за два и за год до дефолта, соответственно. Результат обусловлен адаптированностью данной модели к условиям переходной экономики, в отличие от модели Альтмана и Спрингейта, которые строились на базе американских компаний.

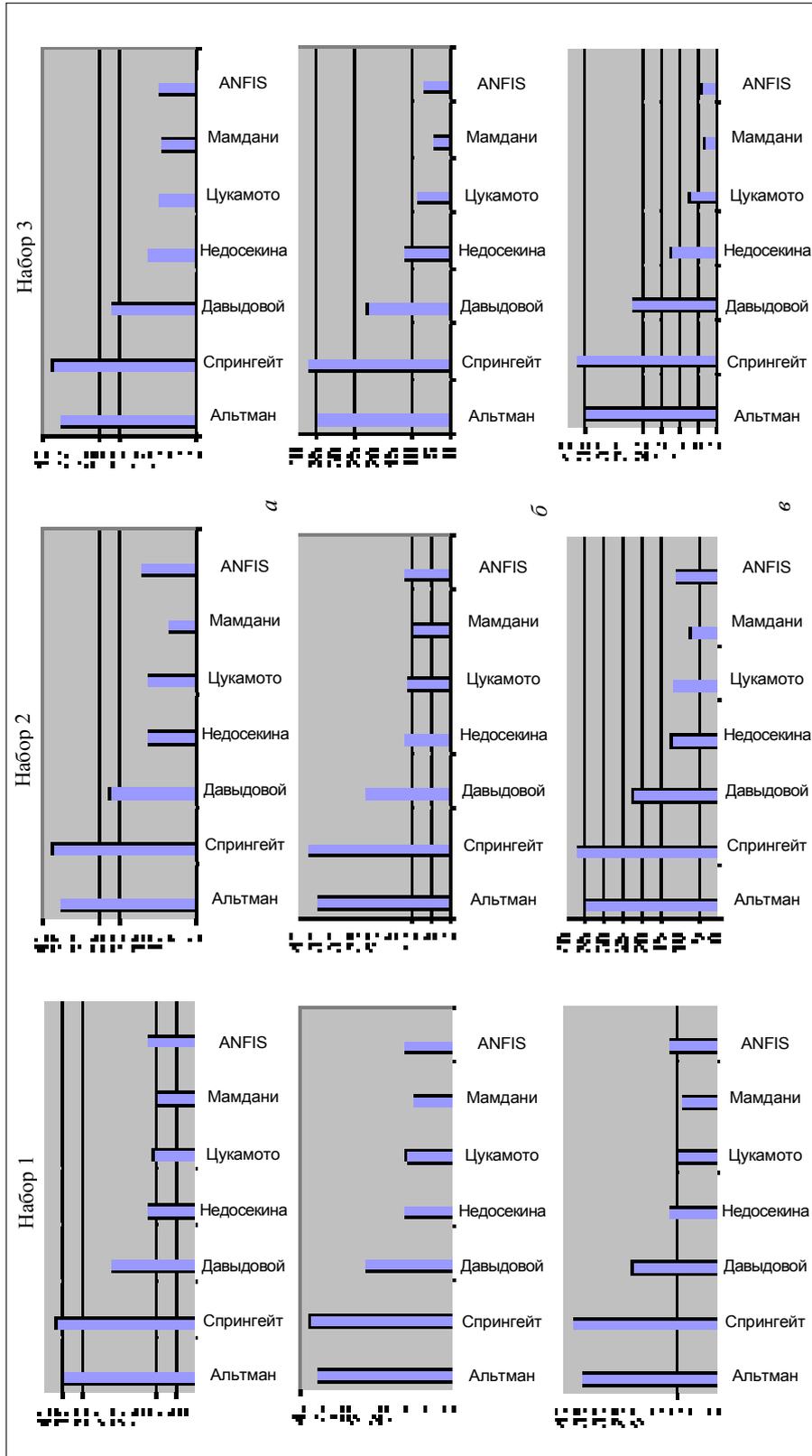


Рис. 4. Сравнение результатов оценки риска банкротства различными методами: а — число правил 20; б — 30; в — 40

3. Все статистические модели показали довольно большую ошибку прогнозирования (в пределах 22...41%). Это ставит под вопрос целесообразность использования данных моделей для анализа финансового состояния украинских предприятий. Основными причинами такой погрешности есть неадаптированность моделей к условиям украинской экономики, предположение относительно однородности, независимости и стационарности данных, которые в данном случае не выполняются вследствие неоднородной выборки предприятий, а также того, что статистические модели лишь анализируют текущее финансовое состояние предприятий и не учитывают динамики изменения показателей во времени.

Итак, для прогнозирования банкротства украинских предприятий предпочтительней использование матричного метода Недосекина. Для повышения точности прогнозирования необходимо проводить его на основе не только количественных, но и качественных характеристик, а также с помощью экспертов проанализировать все показатели предприятия и определить классификацию этих показателей (разбивка на нечеткие подмножества) для конкретного предприятия, учитывая его специфику и специфику отрасли, к которой оно относится. Для более всесторонней оценки можно применить объединение статистических методов с матричным.

4. Далее с помощью разработанного программного пакета был проведен анализ финансового состояния 56 предприятий Украины, 13 из которых в 2006 г. арбитражным судом были признаны банкротами. На такой выборке классификация с помощью ННС Цукамото, Мамдани и ANFIS на разных наборах данных не принесла желаемых результатов. Точность классификации составляла в среднем 80–85% на обучающих и тестовых выборках. Такие результаты были обусловлены прежде всего тем, что среди предприятий оказались потенциальные банкроты, о состоянии которых свидетельствовали их финансовые показатели, но судом они банкротами по той или иной причине признаны не были.

Поэтому был применен алгоритм нечеткой самоорганизации Густафсона–Кесселя, который помог выявить такие предприятия. В результате получена новая выборка уже с 25-ю банкротами и 31-м небанкротом. Результаты классификации с помощью упомянутых выше ННС на этой выборке значительно улучшились. Средняя точность выросла до 90–93% на обучающих и тестовых выборках (рис. 4).

## **ВЫВОДЫ**

1. Рассмотрены различные методы оценки риска банкротства предприятий: классический метод дискриминантного анализа Альтмана, нечетко-множественный метод Недосекина, ННС с различными алгоритмами вывода.

2. Проведены сравнительные экспериментальные исследования указанных выше методов применительно к анализу риска банкротства предприятий Украины.

3. Проведенные эксперименты показали, что наиболее предпочтительными для оценки риска банкротства для украинских предприятий оказались

ННС с выводом Мамдани, за ними следует матричный метод Недосекина и, наконец, на последнем месте оказались статистические методы дискриминантного анализа.

Таким образом, в результате проведенных экспериментов установлена практическая целесообразность применения нечетких методов и ННС для оценки риска банкротства предприятий Украины.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Altman E.I.* Corporate Financial Distress. — N.Y.: John Wiley, 1983. — 420 p.
2. *Altman E.I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy // *Journal of Finance*. — 1968, September. — P. 589–609.
3. *Давыдова Г.В., Беликов А.Ю.* Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // *Управление риском*. — 1999. — № 3. — С. 13–20.
4. *Зайченко Ю.П.* Основы проектирования интеллектуальных систем: Навчальний посібник. — Київ: Видавничий дім «Слово», 2004. — 352 с.
5. *Недосекин А.О., Максимов О.Б., Павлов Г.С.* Анализ риска банкротства предприятия. Методические указания по курсу «Антикризисное управление. — [http://sedok.narod.ru/sc\\_group.htm](http://sedok.narod.ru/sc_group.htm).
6. *Недосекин А.О.* Комплексная оценка риска банкротства корпорации на основе нечетких описаний. — [http://sedok.narod.ru/sc\\_group.htm](http://sedok.narod.ru/sc_group.htm).

Поступила 19.11.2008