

АНАЛИЗ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Ови Нафас Агаи Аг Гамиш, Юрий Зайченко

Abstract: *The problem of corporations bankruptcy risk prediction is considered. Classical methods of discriminant analysis are described and analyzed. The matrix method based on fuzzy sets and new methods using fuzzy neural networks for bankruptcy risk prediction are considered, The experimental investigations of classical and new fuzzy methods for Ukrainian corporations bankruptcy risk prediction were carried out, their efficiency estimated and the best method for Ukrainian economy was determined.*

Keywords: *bankruptcy risk prediction, method of discriminant analysis, fuzzy neural networks*

Введение

Одной из актуальных проблем, связанных со стратегическим менеджментом и планированием является анализ финансового состояния и оценка риска банкротства предприятия (корпорации).

Своевременное выявление признаков возможного банкротства позволяет руководству принимать срочные меры по исправлению финансового состояния и снижению риска банкротства.

В течение многих лет **классические статистические методы** широко использовались для прогнозирования рисков банкротства. Эти модели также имеют название одномерных ('single-period') методов классификации. Они включают процедуру классификации, которая относит ту или другую компанию к группе потенциальных банкротов или к группе компаний с благоприятным финансовым положением с определенной мерой точности. Применяя эти модели, могут возникать два типа ошибок.

Ошибка первого типа возникает тогда, когда фирма-банкрот классифицировалась как фирма с благоприятным финансовым положением. **Ошибка второго типа** возникает тогда, когда 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 2-го 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 1-го типа), то это может привести к потерям процентов по кредиту, значительной части ссудных средств, альтернативной стоимости, и др. Поэтому такую ошибку называют **«кредитным риском»**.

В настоящее время существует несколько общепризнанных статистических методов и методик оценки риска банкротства. Наиболее известной и широко применяемой является *методика профессора Альтмана* [Altman E.I., 1968]. Вместе с тем, модель Альтмана имеет ряд недостатков, 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 и нечеткие нейронные сети.

Целью настоящей работы является рассмотрение и сравнительный анализ эффективности применения различных методов и подходов к прогнозированию риска банкротства предприятий применительно к экономике Украины.

Модели оценки риска банкротства на основе многомерного дискриминантного анализа

К числу наиболее известных и распространенных моделей оценки риска банкротства относится модель профессора Е. Альтмана [Altman E.I., 1968].

Модель Альтмана построена 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 была построена модель Альтмана (Z-счет) [Altman E.I., 1968], имеющая следующий вид:

$$Z=1.2 K_1 +1.4 K_2 +3.3 K_3+0.6 K_4+1.0 K_5 \quad (1)$$

где

K_1 = собственный оборотный капитал/ сумма активов;

K_2 = нераспределенная 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:

если $Z < 1,81$ – очень высокая вероятность банкротства;

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

если $2,7 \leq Z \leq 2,99$ –возможно банкротство;

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

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

В результате проведения дискриминантного анализа по группе предприятий, которые заявили о своем банкротстве, по финансовым показателям, взятым за год до дефолта, был верно смоделирован этот факт 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 оставшихся 32 (97%) была допущена очень низкая вероятность банкротства, что и подтвердилось фактически. Соответствующие результаты приведены в таблице 1.

Результаты прогноза по модели Альтмана за год до банкротства.

Таблица 1.

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

Учитывая то, что вышеприведенный z-счет пригодный лишь для больших предприятий, акции которых котируются на бирже, в 1985 году Е. Альтман предложил новую модель, которая позволяет исправить данный недостаток. Ниже приведена формула для определения вероятности прогнозирования банкротства для предприятий, акции которых не представлены на бирже [Altman E.I., 1983]:

$$Z = 0.717K_1 + 0.847K_2 + 3.107K_3 + 0.42K_4 + 0.995K_5 \quad (2)$$

где K_4 - балансовая стоимость собственного капитала по отношению к одолженному капиталу.

При $Z < 1.23$ риск банкротства очень большой. Подход Альтмана был многократно использован самим Альтманом и его последователями во многих странах (Великобритания, Франция, Бразилия, Китай, но др.).

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

а) **модель Лиса** [Давыдова Г.В.]

$$Z = 0.063K_1 + 0.092K_2 + 0.057K_3 + 0.001K_4 \quad (3)$$

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

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

Модель Давыдовой –Беликова имеет вид:

$$R = 8.38K_1 + K_2 + 0.054K_3 + 0.63K_4 \quad (4)$$

где K_1 -отношение оборотного капитала к сумме всех активов;

K_2 - отношение чистой прибыли к сумме собственного капитала;

K_3 - отношение объема продаж (выручки от реализации) к сумме активов (коэффициент оборачиваемости);

K_4 - отношение чистой прибыли к себестоимости.

При $R < 0$ - вероятность банкротства максимальна (90-100 %); $0 < R < 0,18$ - вероятность банкротства высока (60-80 %); $0,18 < R < 0,32$ вероятность банкротства средняя (35-50 %); $0,32 < R < 0,42$ - вероятность банкротства низкая (15-20 %); $R < 0,42$ - вероятность банкротства минимальна.

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, естественно, 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 найти достоверные оценки 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 – нечеткие множества и нечеткие нейронные сети (ННС).

Нечетко-множественный метод прогнозирования риска банкротства

Рассмотрим матричный метод прогнозирования банкротства корпораций на основе аппарата нечетких множеств, предложенный О.А. Недосекиным [Недосекин А.О., Максимов О.Б.].

1. Эксперт строит лингвистическую переменную со своим терм-множеством значений. Например, «Уровень менеджмента» может иметь следующее терм-множество 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 значений интервала $[0,1]$, ставит в соответствие функцию принадлежности того или иного нечеткого множества. Как правило, это трапецеидальная функция принадлежности (см. рис.1.)

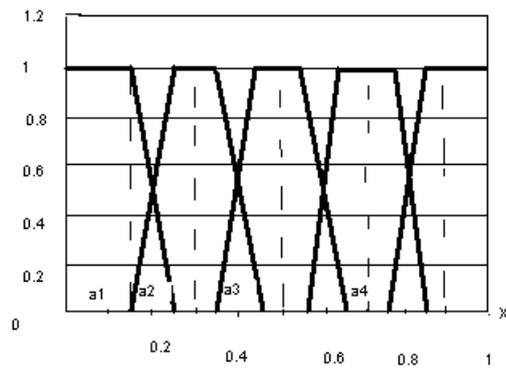


Рис.1. Трапецеидальная функция принадлежности

На этом описание лингвистических переменных заканчивается.

Нечетко-множественный метод, (известный под названием *матричный метод*) состоит из следующих этапов.

Этап 1 (Лингвистические переменные и нечеткие множества).

1. Задается лингвистическая переменная **Е «Состояние предприятия»**, которая имеет пять значений

- E_1 – нечеткое подмножество состояний «предельного неблагополучия»;
- E_2 – нечеткое подмножество состояний "неблагополучия";
- E_3 – нечеткое подмножество состояний "среднего уровня";
- E_4 – нечеткое подмножество состояний "относительного благополучия";
- E_5 – нечеткое подмножество состояний "предельное благополучие".

2. Соответствующая переменной **Е** лингвистическая переменная **Г «Риск банкротства»** также имеет 5 значений:

- G_1 – нечеткое подмножество состояний "предельный риск банкротства",
- G_2 – нечеткое подмножество состояний "степень риска банкротства высокая",
- G_3 – нечеткое подмножество состояний " степень риска банкротства средняя",
- G_4 – нечеткое подмножество состояний « низкая степень риска банкротства»,
- G_5 – нечеткое подмножество состояний "риск банкротства незначительный".

Носитель множества **Г** – показатель степени риска банкротства g принимает значения от нуля до единицы по определению.

3. Для отдельного финансового показателя или показателя управления X_i задаем лингвистическую переменную **В_i «уровень показателя X_i »** на следующем терм-множестве значений:

- V_{i1} - подмножество "очень низкий (ОН) уровень показателя X_i ",
- V_{i2} - подмножество "низкий (Н) уровень показателя X_i ",
- V_{i3} - подмножество "средний (Ср) уровень показателя X_i ",
- V_{i4} - подмножество "высокий (В) уровень показателя X_i ",
- V_{i5} - подмножество "очень высокий (ОВ) уровень показателя X_i ".

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 стороны, оценивают разные по природе стороны деловой и финансовой жизни предприятия. Например, в матричном методе используются такие показатели [Недосекин А.О., Максимов О.Б.]

- X_1 – коэффициент автономии (отношение собственного капитала к валюте баланса);
- X_2 – коэффициент обеспечения оборотных активов собственными средствами (отношение чистого оборотного капитала к оборотным активам);
- X_3 – коэффициент промежуточной ликвидности (отношение суммы денежных средств и дебиторской задолженности к краткосрочным пассивам);
- X_4 – коэффициент 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 по порядку уменьшения их значимости так, чтобы выполнялось соотношение:

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

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

$$r_i = \frac{2(N-i+1)}{(N+1)N} \quad (5)$$

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 нечеткие подмножества (таблица 2):

Таблица 2. 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 для конкретного предприятия как критерий разбиения полного множества их значений на нечеткие подмножества вида B_j : ОН, Н, Ср, В, ОВ.

Этап 6 (Оценка уровня показателей). Проведем оценку текущего уровня показателей и сведем полученные результаты в таблицу 3.

Таблица 3. Текущий уровень показателей

Показатель	Текущее значение
X_1	X_1
...	...
X_N	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 λ_{ij} – уровней принадлежности носителя x_i нечетким подмножествам B_j .

Этап 8 (Оценка степени риска). Выполним вычислительные операции для оценки степени риска банкротства g :

$$g = \sum_{j=1}^5 g_j \sum_{i=1}^N r_i \lambda_{ij} \quad (6)$$

где $g_j = 0.9 - 0.2 * (j - 1)$,

Этап 9 (Лингвистическое распознавание). Классифицируем полученное значение степени риска на основе данных таблицы 2. Результатом классификации являются лингвистическое описание степени риска банкротства и степени уверенности эксперта в правильности его классификации.

Основные достоинства нечетко-множественного матричного метода состоят в следующем:

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

Но он имеет существенный недостаток-это то, что в нем отсутствует процедура обучения и используются стандартные функции принадлежности, которые не адаптируются по выборке. Этот недостаток отсутствует в нечетких нейронных сетях, в которых параметры ФП нечетких множеств можно обучать и тем самым улучшить показатели точности прогноза.

Нечеткие нейронные сети в задачах прогнозирования риска банкротства

Рассмотрим применение нечетких нейронных сетей с выводом Мамдани и Цукамото [Зайченко Ю.П] в задачах прогнозирования риска банкротства. Соответствующий метод прогнозирования состоит из следующих этапов.

Этап 1 (Лингвистические переменные и нечеткие подмножества).

Аналогично нечетко-множественному подходу определяем множества E, G, B .

Этап 2 (Показатели). Выбираем набор отдельных показателей $X = \{X_i\}$ общим количеством N , которые по усмотрению эксперта-аналитика влияют на оценку риска банкротства предприятий и оценивают различные по природе аспекты деловой и финансовой жизни предприятия. Выберем систему из шести показателей тех самых, что и для нечетко-множественного подхода.

Этап 3 (Формирование базы правил системы нечеткого вывода).

Базу правил формирует специалист по предметной области в виде совокупности нечетких предикатных правил вида:

$$П_1 : \text{если } x \in A_1 \text{ и } y \in B_1 \text{ то } z \in C_1$$

$$П_2 : \text{если } x \in A_2 \text{ и } y \in B_2 \text{ то } z \in C_2$$

Введем следующие лингвистические переменные для реализации алгоритмов нечеткого вывода Мамдани и Цукамото.

X1: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

X2: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

X3: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

X4: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

X5: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

X6: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

Задаем следующие уровни банкротства: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий).

Для упрощения записи введем следующие сокращения:

Очень Низкий – (ОН), Низкий – (Н), Средний – (Ср), Высокий – (В), Очень Высокий – (ОВ).

Тогда мы можем записать следующие правила, с учетом возможных комбинаций :

Если X1 «ОН» и X2 «ОН» и X3 «ОН» и X4 «ОН» и X5 «ОН» и X6 «ОН», то риск банкротства «ОВ»;

Если X1 «Ср» и X2 «Н» и X3 «ОН» и X4 «ОН» и X5 «ОН» и X6 «ОН», то риск банкротства «ОВ»;

Если X1 «Ср» и X2 «Ср» и X3 «Ср» и X4 «Н» и X5 «ОН» и X6 «ОН», то риск банкротства «В»;

Если X1 «В» и X2 «Ср» и X3 «Н» и X4 «ДН» и X5 «Н» и X6 «ДН», то риск банкротства «Н»;

...

Если X1 «В» и X2 «В» и X3 «В» и X4 «Ср» и X5 «Ср» и X6 «В», то риск банкротства «Ср»;

Если X1 «ОВ» и X2 «ОВ» и X3 «В» и X4 «ДВ» и X5 «В» и X6 «ОВ», то риск банкротства «Н»;

Если X1 «ОВ» и X2 «ОВ» и X3 «ОВ» и X4 «ОВ» и X5 «ОВ» и X6 «ОВ», то риск банкротства «ОН».

Поскольку общее число правил очень велико, если учитывать все возможные варианты перестановок значений, то для облегчения восприятия и сокращения записи правил введем баллы для лингвистических значений.

ОН=5; Н=4; Ср=3; В=2; ОВ=1.

Вычислим предельные показатели уровня банкротства, воспользовавшись следующими граничными правилами:

Если X1 «ОН» и X2 «ОН» и X3 «ОН» и X4 «ОН» и X5 «ОН» и X6 «ОН» то БАЛ=30;

Если X1 «Н» и X2 «Н» и X3 «Н» и X4 «Н» и X5 «Н» и X6 «Н» то БАЛЛ=24;

Если X1 «Ср» и X2 «Ср» и X3 «Ср» и X4 «Ср» и X5 «Ср» и X6 «Ср» то БАЛЛ=18;

Если X1 «В» и X2 «В» и X3 «В» и X4 «В» и X5 «В» и X6 «В» то БАЛЛ=12;

Если X1 «ОВ» и X2 «ОВ» и X3 «ОВ» и X4 «ОВ» и X5 «ОВ» и X6 «ОВ» то БАЛ=6;

Тогда новые правила для оценки риска банкротства запишутся таким образом:

Если БАЛЛ > 24, то уровень банкротства ОВ;

Если БАЛЛ ≤ 24 и БАЛЛ > 18 , то уровень банкротства В;

Если БАЛЛ ≤ 18 и БАЛЛ > 12 , то уровень банкротства Ср;

Если БАЛЛ ≤ 12 и БАЛЛ > 6 , то уровень банкротства Н;

Если БАЛЛ = 6, то уровень банкротства ОН.

Такой подход позволяет охватить все множество правил.

Этап 4 (Фаззификация входных параметров).

Проводим фаззификацию входных параметров, или описание каждого из терм-множеств (лингвистических переменных) с помощью функций принадлежности, и находим степени истинности для каждого значения в правилах: $A_1(x_0)$, $A_2(x_0)$, $B_1(y_0)$, $B_2(y_0)$.

В качестве функций принадлежности будем использовать треугольные функции. Для большей наглядности функций принадлежности представим их графически на рис.2 и укажем на них соответствующие фактические значения показателей.

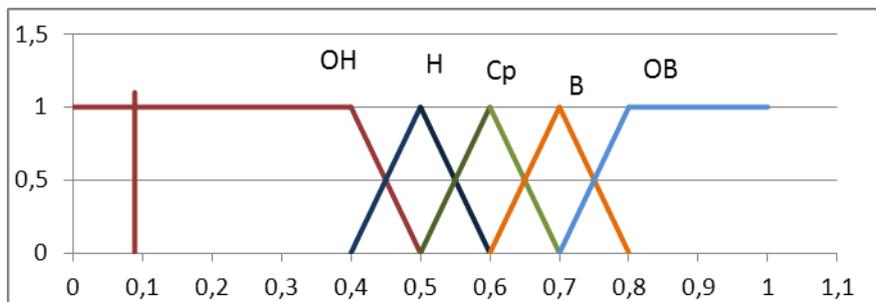


Рис.2. Функции принадлежности для переменной X_1

Этап 5 (Логический вывод). Находим уровни «отсечения» для предпосылок каждого из правил с использованием операции \min .

$$\alpha_1 = A_{11}(x_{10}) \wedge A_{21}(x_{20}) \wedge A_{31}(x_{30}) \wedge A_{41}(x_{40}) \wedge A_{51}(x_{50}) \wedge A_{61}(x_{60});$$

$$\alpha_i = A_{1i}(x_{10}) \wedge A_{2i}(x_{20}) \wedge A_{3i}(x_{30}) \wedge A_{4i}(x_{40}) \wedge A_{5i}(x_{50}) \wedge A_{6i}(x_{60}).$$

А также находим «усеченные» функции принадлежности:

$$C'_1 = (\alpha_1 \wedge C_1(z)); \quad C'_i = (\alpha_i \wedge C_i(z)).$$

Этап 6 (Композиция). Проводится объединение найденных усеченных функций с использованием операции \max , что приводит к получению конечного нечеткого подмножества для выходной переменной с функцией принадлежности $\mu(z)$.

Этап 7 (Приведение к четкости (дефаззификация). Осуществляется приведение к четкости центроидным методом [Зайченко Ю.П.]

$$w_0 = \frac{\int_{\Omega} w \cdot \mu_{\Sigma}(w) dw}{\int_{\Omega} \mu_{\Sigma}(w) dw}$$

Экспериментальные исследования методов прогнозирования риска банкротства

Для анализа разных методов оценки риска банкротства был разработан программный комплекс, в котором реализованы классический метод дискриминантного анализа Альтмана, метод Давыдовой-Беликова, матричный метод Недосекина на основе нечетких множеств и нечеткие нейронные сети (ННС) Мамдани и Цукамото. Используя разработанный программный комплекс, были проведены прогнозирования банкротства для пятидесяти восьми предприятий Украины, 29 из которых в 2011 году арбитражным судом были признанные банкротами.

Входными данными для расчетов были финансовые коэффициенты, которые исчислялись на основе данных из бухгалтерских отчетов (баланса и отчета о финансовых результатах) за 2009 и 2010 годы. Прогнозирование проводилось с помощью моделей Альтмана, Давыдовой-Беликова, матричного метода Недосекина и ННС Мамдани и Цукамото. Анализ проводился на основе только количественных показателей.

В таблицах 4 -6 приводятся результаты прогнозирования - процент ошибочной классификации банкротства предприятий за год до банкротства для статистических методов Альтмана, матричного нечетко- множественного метода Недосекина и модели Давыдовой - Беликова соответственно. В таблицах 7, 8 приведены результаты классификации с помощью ННС Мамдани и Цукамото.

Таблица 4. Результаты прогнозирования методом Альтмана за год до банкротства

	Альтман
Ошибка первого типа	0.3
Ошибка второго типа	0.344
Количество ошибок первого типа	9
Количество ошибок второго типа	10
Относительное количество ошибок	0.327

Таблица 5. Результаты прогнозирования риска методом Недосекина за год до банкротства

	Недосекин
Ошибка первого типа	0.13
Ошибка второго типа	0.26
Количество ошибок первого типа	4
Количество ошибок второго типа	6
Относительное количество ошибок	0.14

Таблица 6. Результаты прогнозирования риска моделью Давыдовой- Беликова за год до банкротства

	Модель Давыдовой - Беликова
Ошибка первого типа	0.206
Ошибка второго типа	0.31
Количество ошибок первого типа	6
Количество ошибок второго типа	9
Относительное количество ошибок	0.258

Таким образом, выборка состояла из 58 предприятий. По финансовым данным за 1 год до банкротства методом Альтмана 22 предприятия было признано банкротами, 8 предприятий- с большим риском

банкротства и 26 предприятия - с удовлетворительным финансовым состоянием. Методом Недосекина 23 предприятия признано банкротами, 7 предприятий- с большим риском банкротства и 28 предприятий - с удовлетворительным финансовым состоянием. По модели Давыдовой - Беликова 26 признано банкротами, 5 предприятий - с большим риском банкротства и 29 предприятий с -удовлетворительным финансовым состоянием

Таблица 7. - Результаты прогнозирования степени риска ННС Мамдани за год до банкротства (8 правил)

	Учебная выборка	Тестовая выборка
Ошибка первого типа	0.125	0.1429
Ошибка второго типа	0.0625	0.1429
Количество ошибок первого типа	2	2
Количество ошибок второго типа	1	2
Относительное количество ошибок	0.094	0.1429

Таблица 8. Результаты прогнозирования степени риска ННС Цукамото за год до банкротства (8 правила)

	Учебная выборка	Тестовая выборка
Ошибка первого типа	0.1879	0.187
Ошибка второго типа	0.125	0.1429
Количество ошибок первого типа	3	3
Количество ошибок второго типа	2	2
Относительное количество ошибок	0.1563	0.1786

Таким образом, методом, который спрогнозировал банкротство с наибольшей точностью за год до банкротства оказался *матричный метод Недосекина*. Точность прогнозирования составила 86% за год до банкротства и 81% за 2 года до банкротства. Такой результат целиком закономерный, поскольку матричный метод, который базируется на использовании теории нечетких множеств, лучше прогнозирует при условиях неопределенности, неоднородности данных, а также учитывает субъективные оценки экспертов. Погрешность 14% и 19% обусловлена входными данными. Мы не имеем 100% уверенности в правильной разбивке всей выборки на банкроты и успешные предприятия. Ведь проверочная выборка может иметь определенные неточности, которые влияют на величину ошибок.

Высокую точность прогнозирования продемонстрировала ННС Мамдани. Она показала *наилучшие результаты за два года до банкротства* – 85,71 правильно классифицированных примеров. Такую же точность она показала и за год к банкротству, почти не уступая точностью метода Недосекина. Высокая точность классификации данным методом обусловлена двумя причинами. Во-первых, ННС Мамдани, основана на нечеткой логике, а значит предназначена для классификации в условиях неопределенности и неоднородности данных. Во-вторых, параметры системы были адаптированы так, чтобы отобразить актуальную зависимость между входами и выходом.

На рис. 3 представлены итоговые сравнительные результаты всех методов при прогнозировании за 1 год до банкротства, а на рис. 4 – за два года до банкротства.

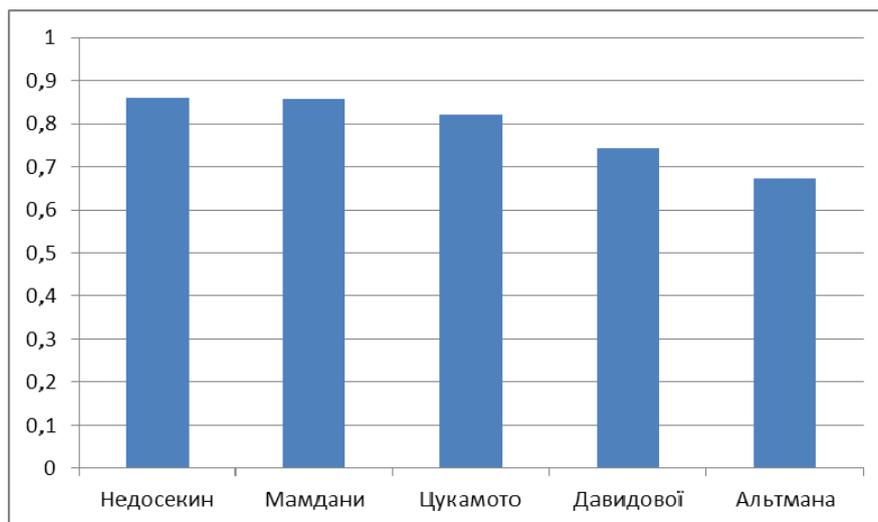


Рис. 3 . Точность прогнозирования риска банкротства за 1 год

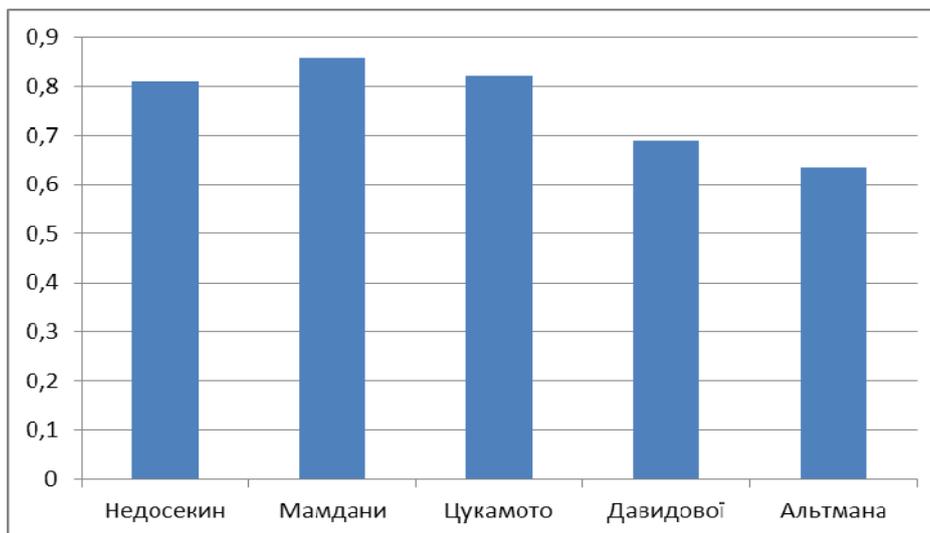


Рис.4. Точность прогнозирования риска банкротства за 2 года до банкротства

Как, видим, статистическая модель Альтмана показала довольно большую ошибку прогнозирования, которая равна 32,7% (за 1 год) и 38% (за два года). Это ставит под вопрос целесообразность использования этих 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 нашем случае не выполняются, а также то, что статистические модели лишь анализируют текущее финансовое состояние предприятий и не учитывают динамики изменения показателей во времени.

Выводы

В докладе рассмотрены методы прогнозирования риска банкротства предприятий: классические методы дискриминантного анализа Алтмана и Давыдовой –Беликова, нечетко-множественный метод Недосекина, а также предлагаемые методы на основе нечетких нейронных сетей Мамдани и Цукамото.

Проведены экспериментальные исследования указанных методов для прогнозирования риска банкротства предприятий Украины.

Проведенные исследования показали, что наиболее высокую точность прогнозирования риска банкротства применительно к экономике Украины дают нечеткие нейронные сети и нечетко-множественный матричный метод.

Литература

[Давыдова Г.В.] Методика количественной оценки риска банкротства предприятий / Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. // Управление риском, 1999.- № 3.- с. 13-20.

[Зайченко Ю.П.] Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методі в інтелектуальних системах. – К.: Видавничий Дім «Слово», 2008. – 352 с.

[Недосекин А.О. Максимов О.Б.] Анализ риска банкротства предприятия. Метод. указания по курсу «Антикризисное управление [Электронный ресурс]/ Недосекин А.О. Максимов О.Б., Павлов Г.С. // - Режим доступа до журн.: http://sedok.narod.ru/sc_group.htm.

[Недосекин А.О.] Комплексная оценка риска банкротств корпорации на основе нечетких описаний [Электронный ресурс] / Недосекин А.О. // - Режим доступа до журн.: http://sedok.narod.ru/sc_group.htm.

[Altman E.I., 1983] Altman E.I. Corporate Financial Distress/ Altman E.I. -New York, John Wiley, 1983. – 192 p

[Altman E.I., 1968] Altman E.I. Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy. / Altman E.I. // Financial Ratios. // Journal of Finance.-1968.- September.- pp. 589-609.

Authors' Information

Юрий Зайченко – доктор технических наук, профессор. Институт прикладного системного анализа НТУУ «КПИ», 03056, Киев-56, Украина phone: 38044 -4068393, e-mail: baskervil@voliacable.com, ZaychenkoYuri@ukr.net

Ови Нафас Агаи Аг Гамиш (Иран) - аспирант НТУУ «КПИ»; 03056, Киев-56, Украина e-mail: ovinafas@yahoo.com

Acknowledgement

"The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA (www.ithea.org) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine (www.aduis.com.ua)."