

**Министерство образования и науки Украины
Национальный технический университет Украины
«Киевский политехнический институт»**

Агаи Аг Гамиш Ови Нафас

УДК 004.8(0.75.8)

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА БАНКРОТСТВА В ПРОМЫШЛЕННОЙ
И БАНКОВСКОЙ СФЕРЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКИХ
МОДЕЛЕЙ И АЛГОРИТМОВ**

Диссертация

на соискание ученой степени кандидата технических наук

Специальность 05.13.23- системы и средства искусственного интеллекта

Научный руководитель

д.т.н., профессор Ю.П. Зайченко

Киев-2016

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
РАЗДЕЛ 1 АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА	10
1.1 Модели оценки риска банкротства на основе многомерного дискриминантного анализа	10
1.2 Комплексная оценка риска банкротства корпораций на основе аппарата нечетких множеств. Матричный метод Недосекина.....	15
1.3 Анализ существующих моделей и методов прогнозирования риска банкротства корпораций	20
Выводы.....	21
РАЗДЕЛ 2 ННС В ЗАДАЧЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИЙ	22
2.1 Алгоритмы нечеткого логического вывода.....	22
2.1.1 Нечеткий алгоритм Мамдани.....	25
2.1.2 Нечеткий алгоритм Цукамото.....	25
2.1.3 Нечеткий алгоритм Сугено.....	26
2.2 Теоремы об универсальной аппроксимации.....	28
2.3 ННС с выводами Мамдани и Цукамото в задаче анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства	31
2.4 Нео-фаззи каскадные сети. Архитектура, свойства, алгоритмы обучения...38	38
Выводы.....	45
РАЗДЕЛ 3 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИЙ	46
3.1 Экспериментальные исследования метода Альтмана и других методов МДА.....	46
3.2 Экспериментальные исследования матричного метода Недосекина.....	48
3.3 Экспериментальные исследования ННС Мамдани и Цукамото.....	51

3.4 Экспериментальные исследования нео-фаззи каскадных сетей в задаче прогнозирования риска банкротства предприятий.....	55
Выводы.....	58
РАЗДЕЛ 4 ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА БАНКРОТСТВА БАНКОВ	
ЧЕТКИМИ И НЕЧЕТКИМИ МЕТОДАМИ.....	61
4.1 Постановка задачи исследования. Описание входных и выходных данных для моделей.....	61
4.2 Нечеткие нейронные сети ANFIS и TSK.....	70
4.2.1 ННС ANFIS. Структура и алгоритм обучения.....	70
4.2.2 ННС TSK. Гибридный алгоритм обучения.....	75
4.3 Применение нечетких нейронных сетей ANFIS и TSK для прогнозирования финансового состояния украинских банков.....	83
4.4. Применение нечетких нейронных сетей для прогнозирования финансового состояния европейских банков.....	94
4.4.1 Сравнительный анализ работы сетей ANFIS и TSK при прогнозировании финансового состояния европейских банков.....	95
4.5. Применение НМГУА для прогнозирования финансового состояния европейских банков.....	101
4.6 Применение вероятностных моделей для прогнозирования финансового состояния европейских банков	102
4.6.1 Регрессионные модели.....	103
4.6.2 Модель Logit.....	105
4.6.3 Модель Probit.....	110
4.6.4 Сравнительный анализ линейных моделей для прогнозирования финансового состояния европейских банков.....	113
4.7 Применение методики Кромонава и методики многоуровневого агрегированного показателя состояния банков.....	115
4.8. Общий анализ применения четких и нечетких методик для прогнозирования финансового состояния банков	118
Выводы.....	120

ЗАКЛЮЧЕНИЕ	123
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	125
ПРИЛОЖЕНИЕ А Листинг программы прогнозирования риска банкротства предприятий.....	137
ПРИЛОЖЕНИЕ Б Перечень предприятий-банкротов и небанкротов.....	149
ПРИЛОЖЕНИЕ В Акт внедрения результатов диссертационной работы....	157

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. 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 риска банкротства. При применении этих методов могут возникать два типа ошибок. **Ошибка первого типа** возникает тогда, когда фирма-банкрот классифицируется 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 и др. 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 профессора Альтмана*.

Z-модель Альтмана представляет собой статистическую модель, которая на основе оценки показателей финансового состояния и платежеспособности

компания позволяет оценить степень риска банкротства и разделить хозяйственные субъекты на потенциальных банкротов и небанкротов. Модель Альтмана базируется на методе многомерного дискриминантного анализа (МДА).

Среди ученых, внесших наибольший вклад в развитие статистических методов прогнозирования риска банкротства корпораций следует отметить Е. Альтмана, Тоффлера, Спрингейта, Лиса, российских ученых Давыдову Г.В. и Беликова А.Ю.

Применение модели Альтмана базируется на нескольких предположениях. Первое предположение состоит в том, что входные данные дихотомические, то есть группы являются непересекающимися.

Также модель Альтмана базируется на следующих ограничениях [39]:

- 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 вышеуказанным ограничениям, поэтому зачастую применение МДА неадекватно и правильность результатов, полученных после его применения, вызывает сомнение.

Слабой стороной модели Альтмана является то, что модель является чисто эмпирической, подогнанной по выборке, и не имеет под собой самостоятельной теоретической базы. Кроме того, коэффициенты модели должны определяться для различных отраслей промышленности и будут, естественно, различаться. Подход Альтмана на основе МДА был развит в работах других авторов и, в частности, в работах Лиса, Спрингейта, Тоффлера. Для стран с переходной экономикой одной из лучших моделей является модель Давыдовой-Беликова, разработанная для экономики России. Вместе с тем, все модели анализа риска

банкротства корпораций на основе МДА обладают общим недостатком: они работают в условиях определенности, при достоверной информации и не учитывает недостоверность исходных данных относительно финансово-экономических показателей предприятий, которая свойственна объектам экономики Украины.

Поэтому в последние годы актуальной проблемой является разработка альтернативных подходов и методов анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предприятий, учитывающих специфику анализа и принятия решений в условиях неопределенности. К их числу относятся аппарат нечетких множеств и нечеткие нейронные сети (ННС). Первые работы по применению аппарата нечетких множеств в задаче прогнозирования риска банкротства выполнены А.О. Недосекиным и О.Б. Максимовым.

Целью настоящей работы является разработка новых алгоритмов анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предприятий и банков на основе нечеткой логики и сравнительный анализ эффективности применения различных методов, как классических так и нечетких, к оценке риска банкротства применительно к экономике Украины.

Для достижения указанной цели в работе решаются **следующие задачи**:

1. Анализ существующих классических методов многомерного дискриминантного анализа (МДА) (Е. Альтмана, Лиса, Давидовой-Беликова и др.) а также матричного метода О.Недосекина на основе нечетких множеств для прогнозирования риска банкротства предприятий и выявление их достоинств и недостатков.

2. Разработка новых моделей и алгоритмов прогнозирования риска банкротства на основе нечеткой логики с применением нечетких нейронных сетей с выводами Мамдани и Цукамото.

3. Разработка базы нечетких правил вывода для оценки риска банкротства предприятий с использованием ННС.

4. Разработка и исследование алгоритма работы каскадных нео-фаззи нейронных сетей в задаче прогнозирования риска банкротства.

5. Разработка метода анализа риска банкротства в банковской сфере с применением ННС и исследование его эффективности.

6. Определение показателей, которые адекватно отображают финансовое состояние банков, с целью прогнозирования риска банкротства.

Объект исследования – процессы анализа финансового состояния промышленных и банковских учреждений и оценки риска возможного банкротства.

Предмет исследования – модели и методы анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предприятий и банков в условиях неполной и недостоверной информации с использованием нечетких нейронных сетей.

Научная новизна результатов диссертации состоит в следующем:

1. Впервые для анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предложено использование нечетких нейронных сетей с разными алгоритмами нечеткого вывода, которые отличаются возможностью учета неполной, недостоверной информации и информации качественного характера.

2. Впервые предложено применение ННС ANFIS и TSK, а также нечеткого МГУА, для прогнозирования риска банкротства банков.

3. Усовершенствованы алгоритмы работы ННС Мамдани и Цукамото для прогнозирования риска банкротства предприятий.

4. Разработана база правил нечеткого вывода для ННС Мамдани и Цукамото в задаче прогнозирования риска банкротства предприятий, которая использует предложенный набор финансово-экономических показателей предприятий, и предложен способ ее существенного сокращения.

5. Получили дальнейшее развитие каскадные нео-фаззи нейронные сети в задачах прогнозирования риска банкротства корпораций, которые имеют повышенную скорость сходимости в сравнении с ННС Мамдани и Цукамото.

6. Проведено исследование ННС с разными алгоритмами нечеткого вывода в задачах прогнозирования риска банкротства предприятий и банков и выполнен сравнительный анализ их эффективности с известными методами.

Практическая значимость результатов диссертации состоит в следующем:

1. Применение разработанных моделей и методов прогнозирования риска банкротства предприятий и банков в условиях неопределенности позволяет существенно повысить точность прогнозирования риска банкротства по сравнению с классическими методами. В результате исследований показано, что для предприятий Украины точность прогнозирования риска банкротства методом Альтмана составляет 70-73%, матричным методом О. Недосекина - 80%, с применением ННС Мамдани и Цукамото - 90%.

2. Применение разработанных методов на основе ННС дает возможность руководству оперативно анализировать финансовое состояние предприятий и банков и принимать своевременные меры по устранению возможного банкротства.

3. Разработанный комплекс моделей, алгоритмов и программ внедрен в учебный процесс на кафедре ММСА УНК «ИПСА» и широко используется в курсе лекций и лабораторном практикуме по курсу «Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах».

4. Реализованные в работе модели и алгоритмы были внедрены в ООО «Компания «Технологии коммуникаций» при реализации проектов информатизации украинских и зарубежных заказчиков.

Связь с проводимыми НИР. Данная диссертационная работа выполнялась в соответствии с госбюджетной НИР кафедры прикладной математики №2524 «Системная инженерия проектов информатизации финансово-инвестиционной деятельности и прогнозирование риска банкротства организационных систем» (№ гос. рег. 0112U003147) в 2012-2013гг.

Аппробация результатов диссертации. По результатам диссертационной работы опубликовано 12 печатных работ, в том числе 3 работы в изданиях согласно списка ВАК Украины, 5 работ - в международных журналах и 4 работы - в материалах докладов международных конференций.

РАЗДЕЛ 1 АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА

Введение

К числу современных моделей и методов прогнозирования риска банкротства относятся как **классические статистические методы** так и методы, учитывающие специфику анализа и принятия решений **в условиях неопределенности**.

Среди современных классических статистических методов наиболее известной и широко применяемой является методика профессора Альтмана.

Z- модель Альтмана представляет собой статистическую модель, которая на основе оценки показателей финансового состояния и платежеспособности компании позволяет оценить степень риска банкротства и разделить хозяйственные субъекты на потенциальных банкротов и небанкротов. 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 принятия решений в условиях неопределенности. К их числу относятся аппарат нечетких множеств и нечеткие нейронные сети.

Целью настоящего раздела является рассмотрение и сравнительный анализ эффективности применения различных методов, как классических так и методов вычислительного интеллекта, к оценке риска банкротства предприятий применительно к экономике Украины.

1.1 Модели оценки риска банкротства на основе многомерного дискриминантного анализа

К числу наиболее известных и распространенных моделей оценки риска банкротства относится модель профессора Е. Альтмана [28].

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 результате МДА построена модель Альтмана (Z-счет), имеющая следующий вид [28]:

$$Z=1.2 K_1 +1.4 K_2 +3.3 K_3+0.6 K_4+1.0 K_5, \quad (1.1)$$

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 $1,81 \leq Z < 2,7$ – 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 1.1.

Таблица 1.1 - Результаты прогноза по модели Альтмана за год до банкротства

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

Аналогичные расчеты были проведены на основе финансовых показателей за два года до банкротства. Как видно из таблицы 1.2, результаты оказались размытыми, особенно по группе предприятий, которые заявили о своем дефолте, тогда как по группе 2 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 1.2 - Результаты прогноза по модели Альтмана (за два года до банкротства)

Группа	Количество компаний	Прогноз: принадлежность к 1 группе	Прогноз: принадлежность ко 2 группе
Группа 1 (обанкротившиеся компании)	33	23(72,0%)	9 (28,0%)
Группа 2 (компании, которые не обанкротились)	33	2(6,0%)	31(94,0%)

Учитывая то, что вышеприведенный Z-счет пригоден 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:

$$Z = 0.717 K_1 + 0.847 K_2 + 3.107 K_3 + 0.42 K_4 + 0.995 K_5, \quad (1.2)$$

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 и др.).

Примером применения модели Альтмана являются результаты исследований самим автором модели 86 компаний-банкротов в период 1969 – 1975 гг., 110 компаний-банкротов в период 1976 – 1995 гг. и 120 компаний-банкротов в период 1997 – 1999 годов. При пороговом значении 2,675, точность применения метода находилась в диапазоне от 82% до 96%. При повторном тесте модели, который базировался на одном финансовом периоде к банкротству, точность была в пределах 80-90%

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 [39]

$$Z = 0.063 K_1 + 0.092 K_2 + 0.057 K_3 + 0.001 K_4, \quad (1.3)$$

де 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.

б) модель Спрингейта

$$Z = 1.3A + 3.07B + 0.66C + 0.4D, \quad (1.4),$$

где А- оборотный капитал/ общая стоимость активов;

В- прибыль до уплаты налогов/ общая стоимость активов;

С- прибыль до уплаты налогов / краткосрочные обязательства;

Д- объем продаж/ общая стоимость активов.

Если значение Z меньше, чем 0,862, то предприятие является потенциальным банкротом с вероятностью 92%.

Если $Z < 0$, то предприятие классифицируется как банкрот.

В последние годы были 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 [39].

Модель Давыдовой –Беликова имеет вид:

$$R = 8.38K_1 + K_2 + 0.054K_3 + 0.63K_4, \quad (1.5)$$

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.

Применение модели МДА базируется на нескольких предположениях.

Первое предположение заключается в том, что входные данные дихотомические, то есть группы являются непересекающимися.

Также МДА базируется на следующих ограничениях [39]:

- 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 вышеприведенным ограничениям, поэтому зачастую применение МДА неадекватно и правильность результатов, полученных после его применения, вызывает сомнение.

1.2. Комплексная оценка риска банкротства корпораций на основе аппарата нечётких множеств. Матричный метод Недосекина

Рассмотрим матричный метод прогнозирования банкротства корпораций на основе аппарата нечетких множеств, предложенный О.А. Недосекиным [28, 39].

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. 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 нечеткое множество (см. рис.1.1).

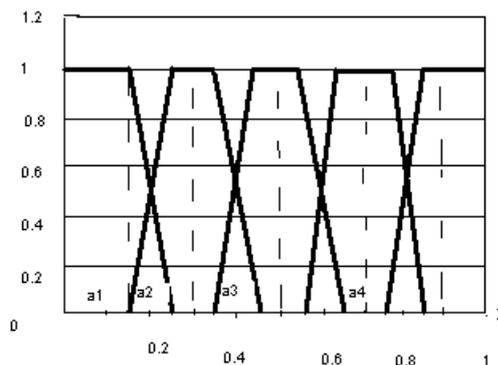


Рисунок 1.1 - Трапецеидальная функция принадлежности

На этом описание лингвистических переменных заканчивается. Нечетко-множественный метод, известный также как **матричный метод**, состоит из следующих этапов:

Этап 1 (Лингвистические переменные и нечеткие множества)

а. Лингвистическая переменная **Е** «Состояние предприятия» 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".

б. 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.

в. Для отдельного финансового показателя или показателя управления X_i задаем лингвистическую переменную **В_i**«уровень показателя X_i » на следующем термножестве значений:

V_{i1} - подмножество "очень низкий уровень показателя X_i ",

V_{12} - подмножество "низкий уровень показателя X_i ",

V_{13} - подмножество "средний уровень показателя X_i ",

V_{14} - подмножество "высокий уровень показателя X_i ",

V_{15} - подмножество "очень высокий 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 [28]:

- 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 проранжировать все показатели в порядке 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:

$$r_i = \frac{2(N - i + 1)}{(N + 1)N}. \quad (1.6)$$

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 нечеткие подмножества (таблица 1.3):

Таблица 1.3 - 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 нечеткие подмножества вида **B**. Один из примеров такой классификации приведен ниже в таблице 1.4. В клетках таблицы стоят трапецеидальные нечеткие числа, которые характеризуют соответствующие функции принадлежности.

Таблица 1.4 - Классификация отдельных финансовых показателей

Показатель	Т-числа $\{\gamma\}$ 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, ∞ , ∞)
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, ∞ , ∞)
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, ∞ , ∞)
X_6	($-\infty$, $-\infty$,0,0)	(0,0,0.006,0.01)	(0.006,0.01,0.06, .1)	(0.06,0.1,0.225, .4)	(0.225,0.4, ∞ ,)

Этап 6 (Оценка уровня показателей). Проведем оценку текущего уровня показателей и сведем полученные результаты в таблицу 1.5.

Таблица 1.5 - Текущий уровень показателей

Показатель	Текущее значение
X_1	x_1
...	...
X_i	x_i
...	...
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 V_j .

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

$$g = \sum_{j=1}^5 g_j \sum_{i=1}^N r_i \lambda_{ij}, \quad (1.7)$$

где

$$g_j = 0.9 - 0.2 * (j - 1), \quad (1.8)$$

Смысл применения формул (1.7) и (1.8) 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 таблицы 1.3 этапа 4.

Этап 9 (Лингвистическое распознавание). Классифицируем полученное значение степени риска на базе данных таблицы 1.3. Результатом классификации являются лингвистическое описание степени риска банкротства и степени уверенности эксперта в правильности его классификации.

1.3 Анализ существующих моделей и методов прогнозирования риска банкротства корпораций

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 нахождение достоверных оценок коэффициентов в Z - модели.

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

Нечетко-множественный матричный метод О. Недосекина обладает следующими несомненными достоинствами:

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

Вместе с тем ему присущи следующие недостатки:

- 1) невозможность учета знаний эксперта в виде базы нечетких правил вывода;
- 2) отсутствие возможности обучения системы и, в частности, функций принадлежности нечетких множеств.

Указанных недостатков лишены системы нечеткого логического вывода и нечеткие нейронные сети.

Выводы

1. В данном разделе рассмотрен метод прогнозирования риска банкротства предприятий Е. Альтмана на основе многомерного дискриминантного анализа. Проанализированы его достоинства и недостатки.

2. Рассмотрен матричный метод проф. О. Недосекина, основанный на применении аппарата нечетких множеств. Отмечены его достоинства и недостатки.

РАЗДЕЛ 2 ННС В ЗАДАЧЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИЙ

2.1 Алгоритмы нечеткого логического вывода

Используемый в разных экспертных и управляющих системах механизм нечетких выводов в своей основе имеет базу знаний, формируемую специалистами предметной области в виде совокупности нечетких предикатных правил вида [41]:

P_1 : если x есть A_1 , то y есть B_1

P_2 : если x есть A_2 , то y есть B_2

...

P_n : если x есть A_n , то y есть B_n

где x , $x \in X$ – входная переменная (имя для известных значений данных);

y , $y \in Y$ – переменная вывода (имя для значения данных, которое будет вычислено);

A_i и B_i – функции принадлежности, заданные соответственно на множествах X и Y .

Приведем более детальное пояснение. Знание эксперта $A \rightarrow B$ отражает нечеткое причинное отношение предпосылки и заключения, поэтому его можно назвать нечетким отношением и обозначить через R :

$$R: A \rightarrow B,$$

где “ \rightarrow ” называют нечеткой импликацией.

Отношение R можно рассматривать как нечеткое подмножество прямого произведения $X \times Y$ полного множества предпосылок X и выводов Y . Таким образом, процесс получения (нечеткого) результата вывода B' с использованием данного наблюдения A' и знания $A \rightarrow B$ можно представить в виде композиционного правила нечеткий “modusponens”:

$$B' = A' \bullet R = A' \bullet (A \rightarrow B),$$

где “•” – операция свертки.

Как операцию композиции, так и операцию импликации в алгебре нечетких множеств можно реализовывать по-разному (при этом будет отличаться и получаемый результат), но в любом случае общий логический вывод осуществляется за следующие четыре этапа [45].

1) **Введение нечеткости (фаззификация, fuzzification).** Функции принадлежности, определенные на входных переменных, применяются к их фактическим значениям для определения степени истинности каждой предпосылки каждого правила.

2) **Логический вывод.** Вычисленное значение истинности для предпосылок каждого правила применяется к заключениям каждого правила. Это приводит к одному нечеткому подмножеству, которое будет назначено каждой переменной вывода для каждого правила. В качестве правил логического вывода обычно используются только операции \min (МИНИМУМ) или prod (УМНОЖЕНИЕ). В логическом выводе МИНИМУМА функция принадлежности вывода «отсекается» по высоте, соответствующей вычисленной степени истинности предпосылки правила (нечеткая логика «И»). В логическом выводе УМНОЖЕНИЯ функция принадлежности вывода масштабируется при помощи вычисленной степени истинности предпосылки правила.

3) **Композиция.** Все нечеткие подмножества, назначенные к каждой переменной вывода (во всех правилах), объединяются вместе, чтобы сформировать одно нечеткое подмножество для всех переменных вывода. При подобном объединении обычно используются операции \max (МАКСИМУМ) или sum (СУММА). При композиции МАКСИМУМА комбинированный вывод нечеткого подмножества конструируется как поточечный максимум по всем нечетким подмножествам (нечеткая логика “ИЛИ”). При композиции СУММЫ комбинированный вывод нечеткого подмножества формируется как поточечная сумма по всем нечетким подмножествам, назначенным переменной вывода правилами логического вывода.

1) **Приведение к четкости (дефаззификация, defuzzification).** Используется, если нужно преобразовать нечеткий набор выводов в четкое число. Существует значительное количество методов приведения к четкости, некоторые из которых рассмотрены ниже.

Пример 1.1. Пусть некоторая система описывается следующими нечеткими правилами:

P_1 : если x есть A , то w есть D

P_2 : если y есть B , то w есть E

P_3 : если z есть C , то w есть F

где x, y и z – имена входных переменных; w – имя переменной вывода, а A, B, C, D, E, F – заданные функции принадлежности (треугольной формы).

Процедура получения логического вывода иллюстрируется рис. 2.1. Предполагается, что заданы конкретные (четкие) значения входных переменных: x_0, y_0, z_0 .

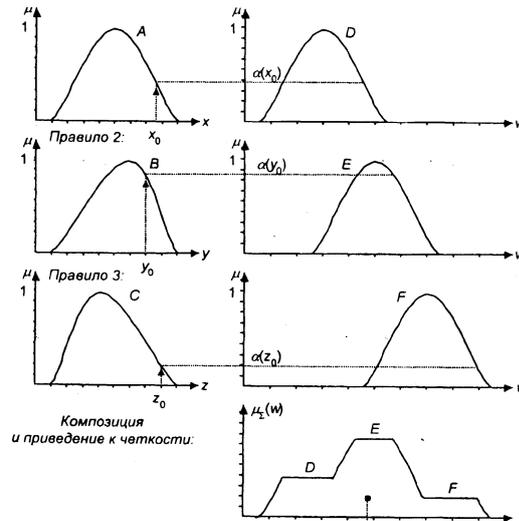


Рисунок 2.1 - Иллюстрация процедуры логического вывода

На первом этапе, на основании данных значений x_0, y_0, z_0 и, исходя из функций принадлежности A, B, C , находятся степени истинности $\alpha(x_0), \alpha(y_0)$ и $\alpha(z_0)$ для предпосылок каждого из трех приведенных правил. На втором этапе происходит “отсечение” функций принадлежности выводов правил (D, E, F) на уровнях $\alpha(x_0), \alpha(y_0)$ и $\alpha(z_0)$. На третьем этапе, рассматриваются функции принадлежности, усеченные на предыдущем этапе, и производится их объединение с использованием операции \max , в результате чего получается комбинированное нечеткое подмножество, описываемое функцией принадлежности $\mu_\Sigma(w)$ и соответствующее логическому выводу для выходной переменной W . Наконец, на четвертом этапе находится, при необходимости, четкое значение выходной переменной, например, с применением центроидного метода: четкое значение выходной переменной определяется как центр тяжести для кривой $\mu_\Sigma(w)$:

$$w_0 = \frac{\int w \cdot \mu_\Sigma(w) dw}{\int \mu_\Sigma(w) dw}.$$

Рассмотрим следующие наиболее употребительные модификации алгоритма нечеткого вывода, считая, для простоты, что базу знаний организуют два нечетких правила вида:

Π_1 : если x есть A_1 и y есть B_1 , то z есть C_1

Π_2 : если x есть A_2 и y есть B_2 , то z есть C_2

где x и y – имена входных переменных, z – имя переменной вывода, $A_1, B_1, C_1, A_2, B_2, C_2$ – некоторые заданные функции принадлежности. При этом

четкое значение z_0 необходимо определить на основе приведенной информации и четких значений x_0 и y_0 .

2.1.1 Нечеткий алгоритм Мамдани

Данный алгоритм соответствует рассмотренному примеру на рис.2.1. В рассматриваемой ситуации он математически может быть описан следующим образом [34, 35,45, 97]:

1) Введение нечеткости. Находятся степени истинности для предпосылок каждого правила: $A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(x_0), B_2(x_0)$.

2) Логический вывод. Находятся уровни “отсечения” для предпосылок каждого из правил (с использованием операции МИНИМУМ):

$$\alpha_1 = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0);$$

$$\alpha_2 = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0);$$

где через “ \wedge ” обозначена операция логического минимума (min). Затем находятся “усеченные” функции принадлежности для выходов правил:

$$C_1' = (\alpha_1 \wedge C_1(z));$$

$$C_2' = (\alpha_2 \wedge C_2(z)).$$

3) Композиция. Производится объединение найденных усеченных функций с использованием операции МАКСИМУМ (max, обозначенная далее как “ \vee ”), что приводит к получению итогового нечеткого подмножества для переменной выхода с функцией принадлежности:

$$\mu_z(z) = C(z) = C_1'(z) \vee C_2'(z) = (\alpha_1 \wedge C_1(z)) \vee (\alpha_2 \wedge C_2(z)) \quad (2.1)$$

4) Приведение к четкости. Проводится для нахождения z_0 , например, центроидным методом.

2.1.2 Нечеткий алгоритм Цукамото

Исходные посылки – как у предыдущего алгоритма, но здесь предполагается, что функции $C_1(z), C_2(z)$ являются монотонными (см. рис. 2.2) [34, 35,45]:

1) Введение нечеткости (как в алгоритме Мамдани).

2) Нечеткий вывод. Сначала находятся уровни “отсечения” α_1 и α_2 (как в алгоритме Мамдани), а затем решаются уравнения:

$$\alpha_1 = C_1(z_1) \quad \text{и} \quad \alpha_2 = C_2(z_2)$$

определяются четкие значения (z_1 и z_2) для каждого исходного правила.

3) Определяется четкое значение переменной вывода (как взвешенное среднее z_1 и z_2):

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2}{\alpha_1 + \alpha_2}. \quad (2.2)$$

В общем случае (дискретный вариант центроидного метода):

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i z_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} . \quad (2.3)$$

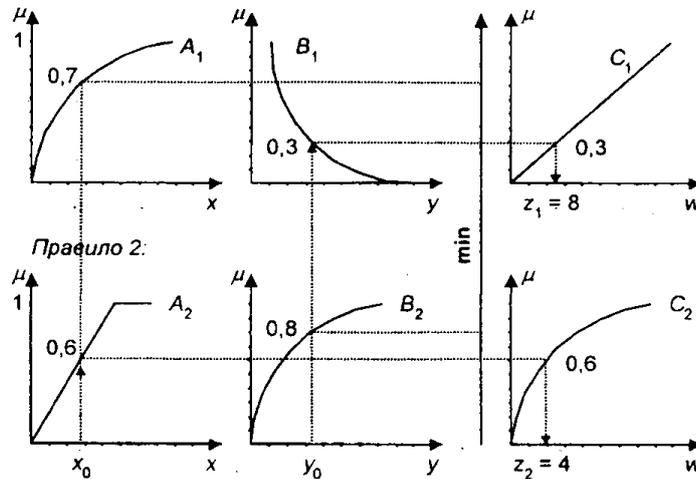


Рисунок 2.2 - Иллюстрация к алгоритму Цукamoto.

2.1.3 Нечеткий алгоритм Сугено

Сугено и Такаги использовали набор правил в следующей форме (как и ранее, приведем пример двух правил):

Π_1 : если x есть A_1 и y есть B_1 то $z_1 = a_1x + b_1y$

Π_2 : если x есть A_2 и y есть B_2 то $z_2 = a_2x + b_2y$

Описание алгоритма (рис. 2.3).

- 1) Введение нечеткости (как в алгоритме Мамдани).
- 2) Нечеткий вывод.

Находятся $\alpha_1 = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0)$, $\alpha_2 = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0)$ и индивидуальные выходы правил:

$$\dot{z}_1 = a_1x_0 + b_1y_0$$

$$\dot{z}_2 = a_2x_0 + b_2y_0$$

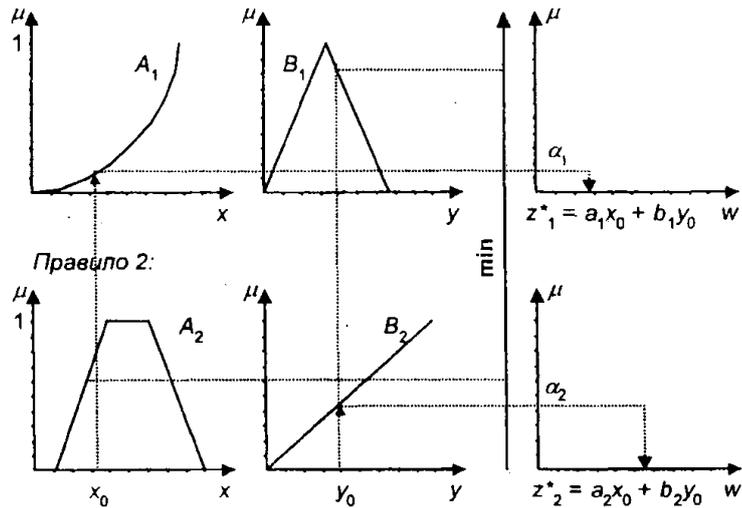


Рисунок 2.3 - Иллюстрация к алгоритму Sugeno

- 3) Определяется четкое значение переменной вывода

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2}{\alpha_1 + \alpha_2}.$$

Методы приведения к четкости

Заключительным этапом всех алгоритмов нечеткого вывода является дефаззификация или приведение к четкости. Рассмотрим основные методы дефаззификации

- 1) Выше уже был рассмотрен один из данных методов – центроидный. Приведем соответствующие формулы еще раз. В общем случае [41,42]:

$$z_0 = \frac{\int_{\Omega} z \cdot C(z) dz}{\int_{\Omega} C(z) dz}, \quad (2.4)$$

для дискретного варианта:

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i z_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i}.$$

- 2) Первый максимум (First-of-Maxima). Четкая величина вывода находится как наименьшее значение, при котором достигается максимум итогового нечеткого множества (рис. 2.5, а): $z_0 = \min \{z \mid C(z) = \max C(U)\}$.

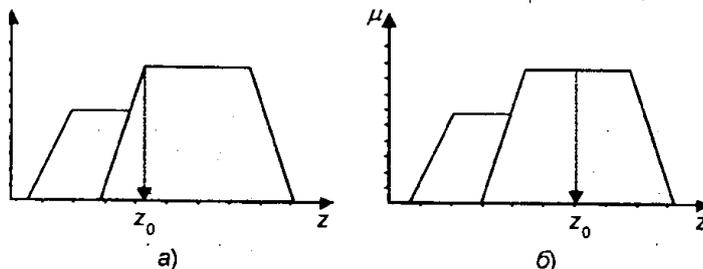


Рисунок 2.4 - Иллюстрация к методам приведения к четкости: а – первый максимум; б – средний максимум

- 3) Средний максимум (Middle-of-Maxima). Четкое значение находится по формуле:

$$z_0 = \frac{\int_G z dz}{\int_G dz}, \quad (2.5)$$

где G – подмножество элементов, максимизирующих C (рис. 2.4, б). Для дискретного варианта (C дискретное):

$$z_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i. \quad (2.6)$$

4) Критерий максимума (Max-Criterion). Четкое значение выбирается произвольно среди множества элементов, для которых C достигает максимума:

$$z_0 \in \left\{ z : C(z) = \max_u C(U) \right\}. \quad (2.7)$$

5) Высотная дефаззификация (Height defuzzification). Элементы области определения Ω , для которых значения функции принадлежности меньше, чем некоторый уровень α , в расчет не принимаются, и четкое значение рассчитывается соответственно выражению:

$$z_0 = \frac{\int_{C_\alpha} z \cdot C(z) dz}{\int_{C_\alpha} C(z) dz}, \quad (2.8)$$

где C_α – нечеткое множество α – уровня (см. выше).

2.2 Теоремы об универсальной аппроксимации

Возможность использования аппарата нечеткой логики базируется на следующих результатах [124]:

1. В 1992 г. Ванг (Wang) показал, что нечеткая система является универсальным аппроксиматором, то есть может аппроксимировать любую непрерывную функцию на компакте U с произвольной точностью, если использует набор n ($n \rightarrow \infty$) правил:

Π_i : если x есть A_i и y есть B_i , то z есть $C_i, i=1..n$, при следующих условиях:

- гауссовых функций принадлежности:

$$A_i(x) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\alpha_{i1}}{\beta_{i1}}\right)^2\right] \quad B_i(y) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{y-\alpha_{i2}}{\beta_{i2}}\right)^2\right] \quad (2.9) \quad C_i(z) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{z-\alpha_{i3}}{\beta_{i3}}\right)^2\right];$$

- пересечения в виде произведения: $[A_i(x) \text{ and } B_i(y)] = A_i(x)B_i(y)$;

• импликации в форме Ларсена (Larsen):
 $[A_i(x) \text{ and } B_i(y)] \rightarrow C_i(z) = A_i(x)B_i(y)C_i(z)$;

- центроидном методе приведения к четкости:

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_{i3} A_i B_i}{\sum_{i=1}^n A_i B_i}, \quad (2.10)$$

где α_{i3} – центры C_i .

Иначе говоря, Ванг доказал теорему: для каждой вещественной непрерывной функции g , заданной на компакте U и для произвольного $\varepsilon > 0$ существует нечеткая система, которая формирует исходную функцию $f(x)$ такую, что

$$\sup_{x \in U} \|g(x) - f(x)\| \leq \varepsilon,$$

где $\|\bullet\|$ – символ принятого расстояния между функциями.

2. В 1995 г. Кастро (Castro) показал, что логический контролер Мамдани также является универсальным аппроксиматором при [110]:

• симметричных треугольных функциях принадлежности:

$$A_i(x) = \begin{cases} 1 - |a_i - x| / \alpha_i, & \text{если } |a_i - x| \leq \alpha_i; \\ 0, & \text{если } |a_i - x| > \alpha_i; \end{cases} \quad (2.11)$$

$$B_i(y) = \begin{cases} 1 - |b_i - y| / \beta_i, & \text{если } |b_i - y| \leq \beta_i; \\ 0, & \text{если } |b_i - y| > \beta_i; \end{cases} \quad (2.12)$$

• композиции с использованием операции **min** :

$$[A_i(x) \text{ and } B_i(y)] = \min \{A_i(x), B_i(y)\};$$

• импликации в форме Мамдани и центроидного метода приведения к четкости:

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n c_i \min \{A_i(x), B_i(y)\}}{\sum_{i=1}^n \min \{A_i(x), B_i(y)\}}, \quad (2.13)$$

где c_i – центры C_i .

Отметим основные достоинства систем с нечеткой логикой :

- 1) возможность использования нечеткой и качественной информации, работа с неполными и недостоверными данными;
- 2) использование знаний эксперта в виде соответствующих нечетких правил вывода.

В целом, системы с нечеткой логикой целесообразно применять в следующих случаях [45, 97]:

- для сложных процессов, когда нет простой математической модели;
- если экспертные знания об объекте или о процессе можно сформулировать только в лингвистической форме.

Наряду с большими преимуществами системы с нечеткой логикой обладают рядом недостатков, а именно:

- база правил, формулируемых экспертом, может оказаться неполной или противоречивой;

• функции принадлежности лингвистических переменных могут оказаться неадекватными реальным моделируемым процессам.

Для устранения указанных недостатков необходимо использовать обучение систем нечеткой логики (СНЛ), т.е. сделать их адаптивными. Для реализации алгоритмов обучения в СНЛ целесообразно использовать нейронные сети (НС), обладающие следующими достоинствами:

- 1) параллельная обработка информации, благодаря чему обеспечивается достаточно высокое быстродействие;
- 2) наличие большого арсенала разнообразных методов обучения.

Чтобы использовать достоинства в системах нечеткой логики были интегрированы две технологии вычислительного интеллекта: СНЛ и НС, в результате были созданы нечеткие нейронные сети (ННС).

ННС имеют структуру обычной нейронной сети и обычно включают три слоя нейронов: входные нейроны, нейроны и правил, в которых реализуются нечеткие правила вывода и выходные нейроны, в которых реализуются выходы правил, их композиция и дефаззификация.

На рис. 2.5 представлена структура нечеткого нейронного контроллера.

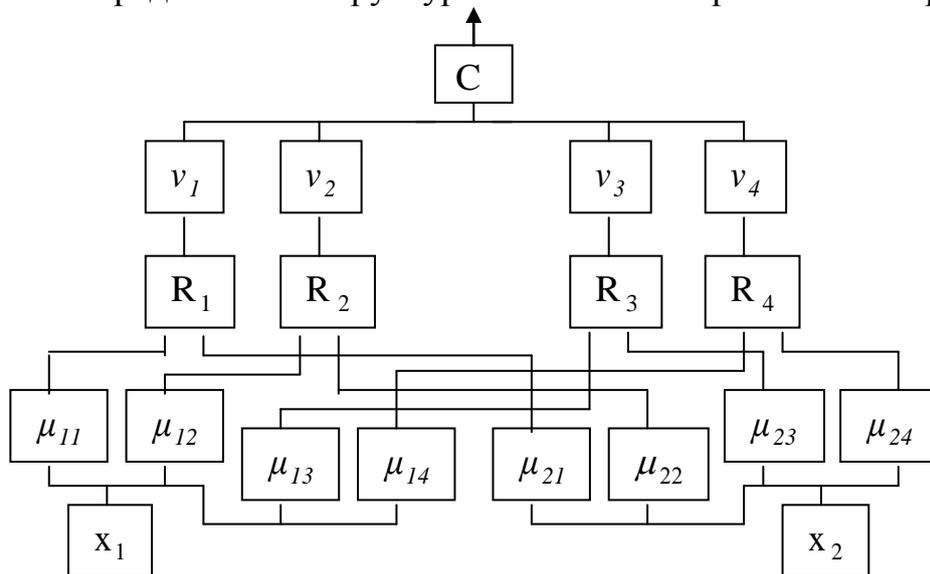


Рисунок 2.5 - Структура нечеткого нейронного контроллера

Модули x_1 и x_2 здесь представляют входные переменные и они посылают свои значения в свои μ -модули, которые содержат соответствующие ФП. μ -модули связаны с R -модулями, которые представляют собой нечеткие правила

«если, - то». Каждый μ -модуль передает всем связанным с ним R-модулям значения ФП $\mu_{ij}(x_i)$ ее входной величины x_i . R-модуль использует операцию пересечения и находит $\min_i \{\mu_{ij}(x_i)\}$ и передает это значение дальше – в ν -модуль, который содержит ФП, описывающую выходные значения. ν -модуль, используя монотонные функции принадлежности, вычисляет величины r_i и $\nu^{-1}(r_i)$ и передает их в C-модуль, который осуществляет композицию выходов правил, дефаззификацию и вычисляет итоговую выходную переменную – классификацию или управляющее воздействие C согласно формуле (2.14), то есть использует алгоритм центра масс (COA):

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n r_i \nu^{-1}(r_i)}{\sum_{i=1}^n r_i}, \quad (2.14)$$

где n – число правил вывода; r_i – степень, с которой правило R_i выполняется. Как нетрудно увидеть, система на рис. 2.5 напоминает последовательную многослойную НС, где x -, R - и C -модули исполняют роль нейронов, а μ - и ν -модули играют роль адаптируемых весов связей сети.

Процесс обучения определяется нечеткой ошибкой и работает параллельно для каждого нечеткого правила.

2.3 ННС с выводами Мамдани и Цукамото в задаче анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства

Рассмотрим применение ННС с выводом Мамдани и Цукамото в задаче анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства .

Метод прогнозирования с использованием ННС включает следующие этапы.

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:

$$P_1 : \text{если } x \in A_1 \text{ и } y \in B_1 \text{ то } z \in C_1$$

$$P_2 : \text{если } x \in A_2 \text{ и } y \in B_2 \text{ то } z \in C_2$$

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 «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 «ОН» и X5 «Н» и X6 «ОН», 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 «ОВ» 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:

1. Если X_1 «ОН» и X_2 «ОН» и X_3 «ОН» и X_4 «ОН» и X_5 «ОН» и X_6 «ОН» то БАЛЛ=30;

2. Если X_1 «Н» и X_2 «Н» и X_3 «Н» и X_4 «Н» и X_5 «Н» и X_6 «Н» то БАЛЛ=24;

3. Если X_1 «Ср» и X_2 «Ср» и X_3 «Ср» и X_4 «Ср» и X_5 «Ср» и X_6 «Ср» то БАЛЛ=18;

4. Если X_1 «В» и X_2 «В» и X_3 «В» и X_4 «В» и X_5 «В» и X_6 «В» то БАЛЛ=12;

5. Если X_1 «ОВ» и X_2 «ОВ» и X_3 «ОВ» и X_4 «ОВ» и X_5 «ОВ» и X_6 «ОВ» то БАЛЛ=6;

Тогда новые правила для оценки риска банкротства запишутся таким образом:

Если БАЛЛ > 24, то уровень банкротства ОВ;

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

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

Если БАЛЛ \leq 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, рис. 2.6 – 2.12 и укажем на них соответствующие фактические значения показателей.

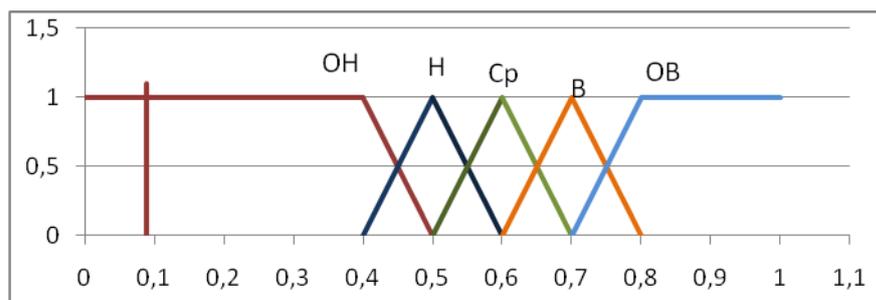
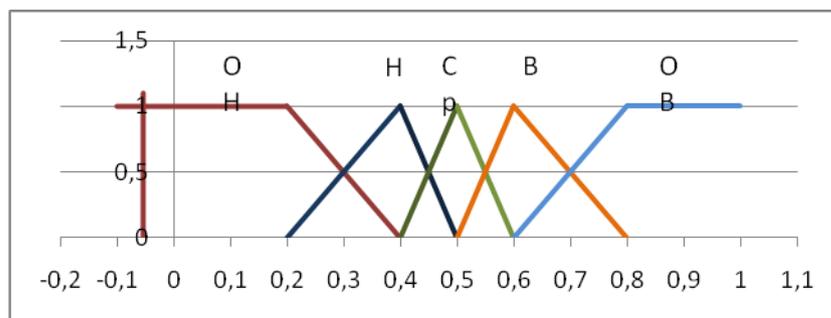
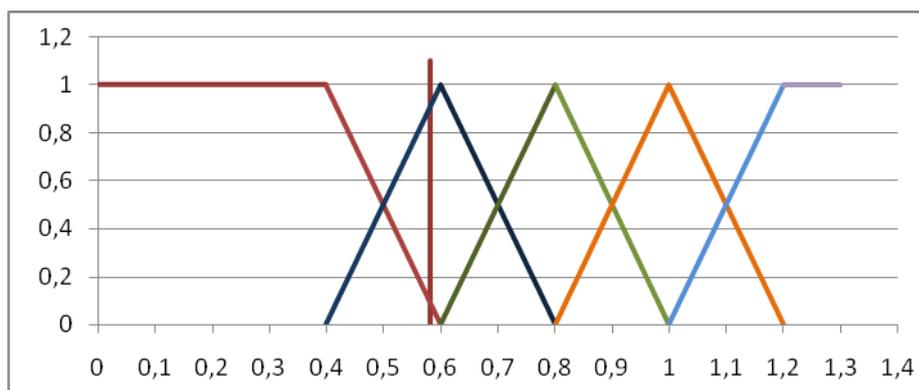
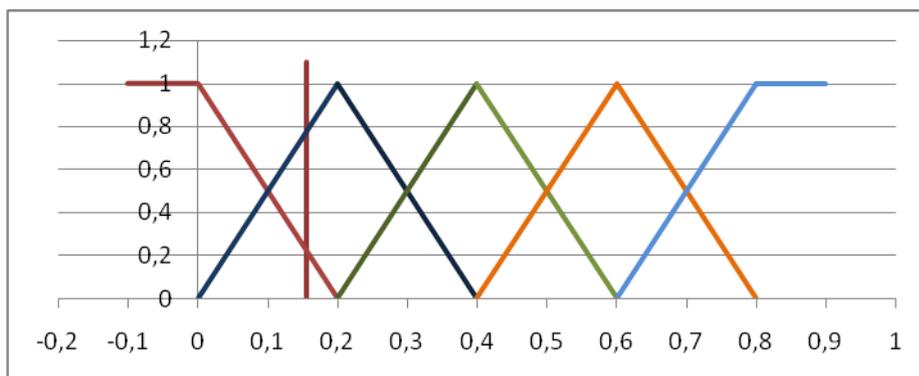
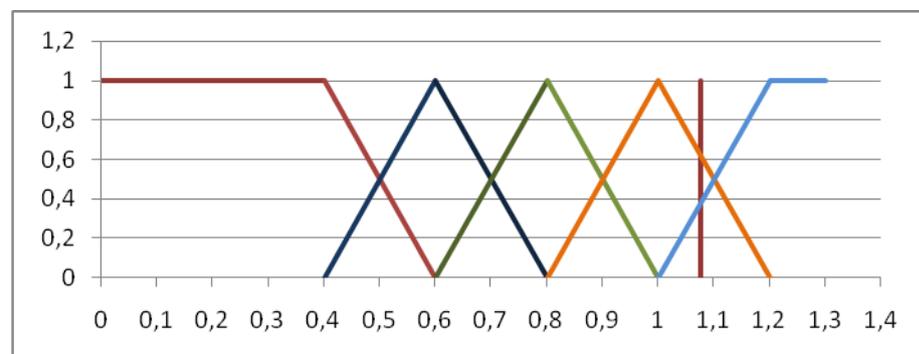


Рисунок 2.6 - Функция принадлежности μ_1 параметра X_1

Рисунок 2.7 - Функция принадлежности μ_2 параметра X_2 Рисунок 2.8 - Функция принадлежности μ_3 параметра X_3 Рисунок 2.9 - Функция принадлежности μ_4 параметра X_4 Рисунок 2.10 - Функция принадлежности μ_5 параметра X_5

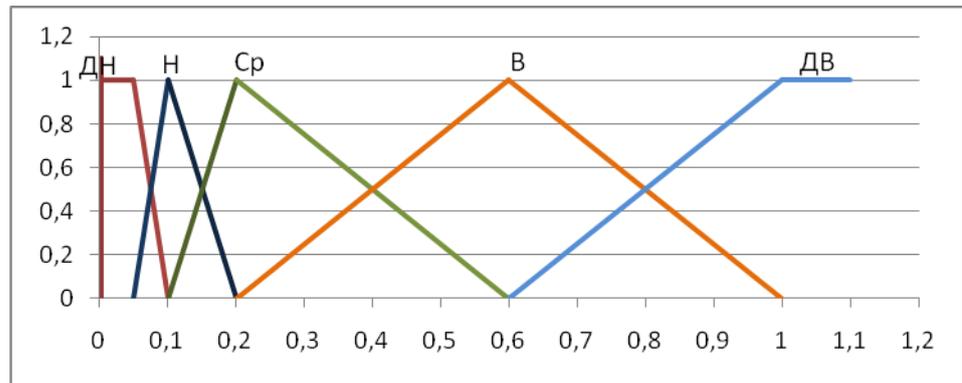
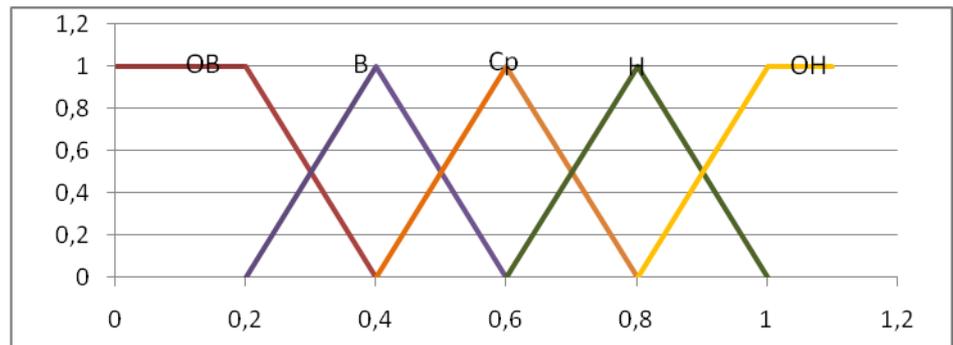
Рисунок 2.11 - Функция принадлежности μ_6 параметра X_6 

Рисунок 2.12 - Функция принадлежности уровней банкротства

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:

$$C_1' = (\alpha_1 \wedge C_1(z));$$

$$C_i' = (\alpha_i \wedge C_i(z)).$$

Для большей наглядности покажем это на рис. 2.13 – 2.15:

Правило первое:

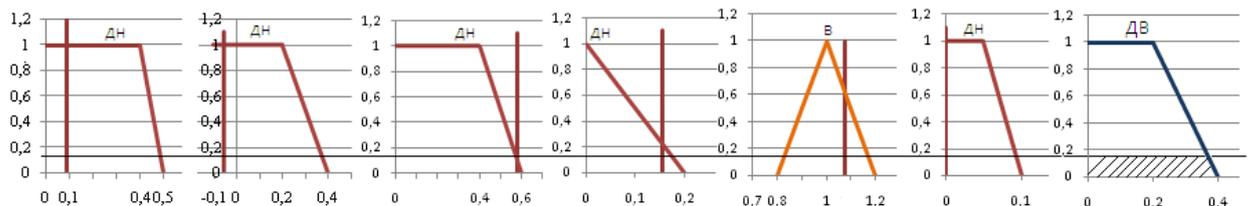


Рисунок 2.13 - Первое правило

Согласно нашим правилам мы проводим ранжирование для каждого входного значения X_i : $5 + 5 + 5 + 5 + 2 + 5 = 27 - \text{ОВ}$.

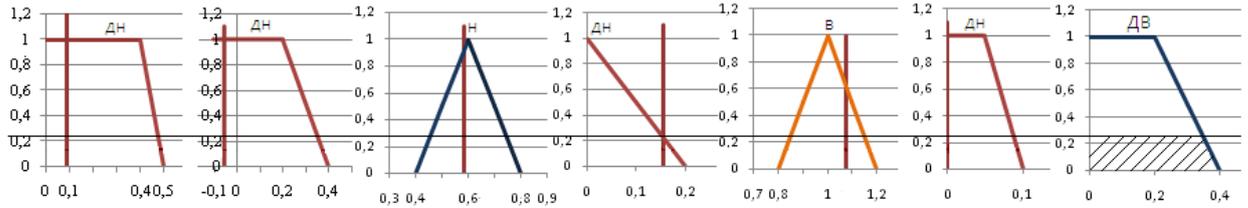
Правило второе:

Рисунок 2.14 - Второе правило

Где: $5 + 5 + 4 + 5 + 2 + 5 = 26$ – ОВ.

Остальные 6 правил строим аналогичным образом. Последнее правило выглядит так

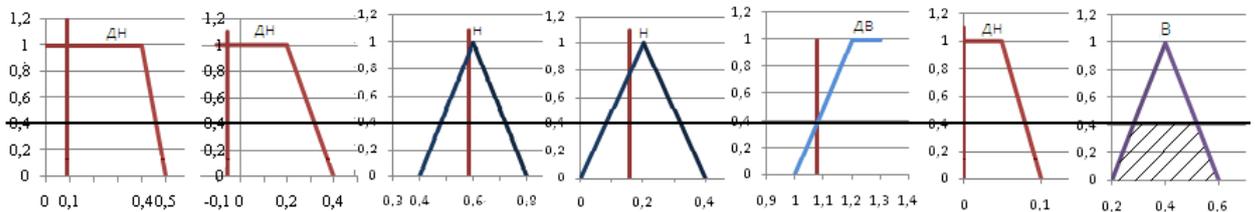
Правило восьмое:

Рисунок 2.15 - Восьмое правило

Где: $5 + 5 + 4 + 4 + 1 + 5 = 24$ – В .

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 μ_z . Для наглядности покажем это на рис. 2.16.

Логический вывод:

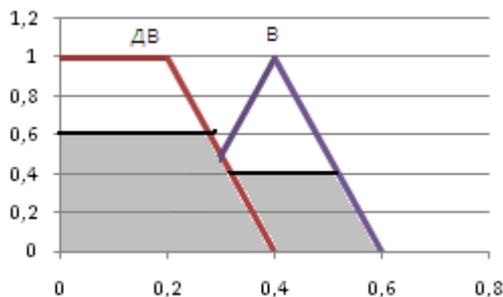


Рисунок 2.16 - Вывод правил за 2009 год

Этап 7 (Приведение к четкости (дефаззификация). Приведение к четкости осуществляется центроидным методом

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

Для предприятия ОАО «ЭНЕРГОСНАБЖАЮЩАЯ КОМПАНИЯ Одессаоблэнерго» значение Z_0 за 2009 год равно $Z_{0(2009)} = 0,347$, что соответствует «очень высокому» или «высокому» уровню банкротства.

Определим уровень банкротства для ОАО «ЭНЕРГОСНАБЖАЮЩАЯ КОМПАНИЯ Одессаоблэнерго» за 2010 год. Проходим аналогичные этапы, тогда мы получим следующие два правила рис. 2.17 повлиявшие на исход композиции рис. 2.18.

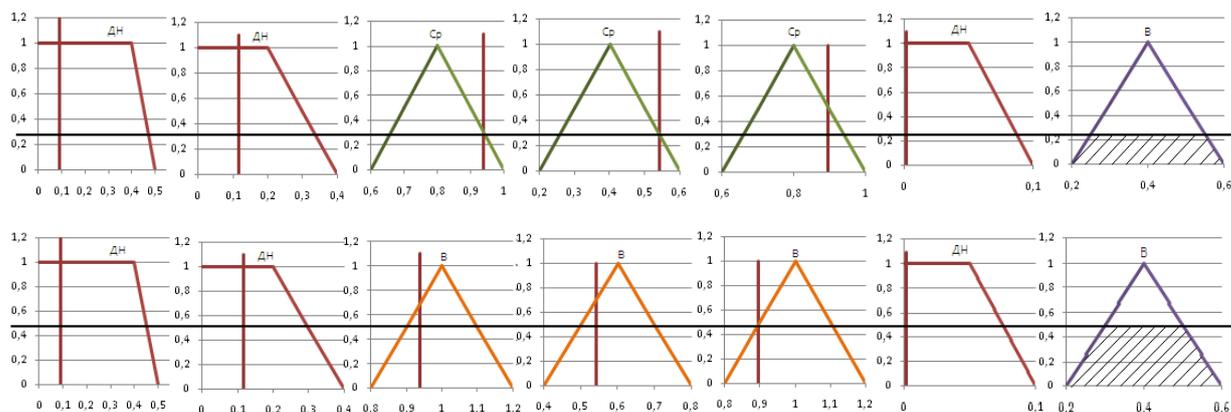


Рисунок 2.17 - Два правила, которые повлияли на композицию выхода

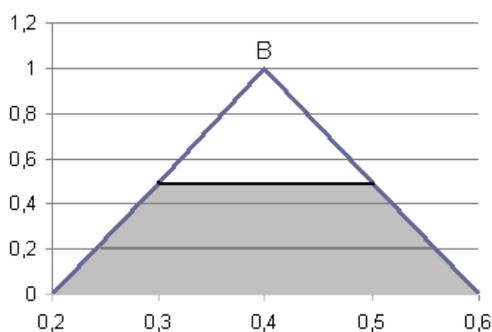


Рисунок 2.18 - Вывод правил за 2010 год

Итак, мы получили $Z_{0(2010)} = 0,4$, что отвечает «высокому» уровню банкротства.

Далее осуществляем анализ риска банкротства предприятий, используя алгоритм нечеткого вывода Цукамото. Алгоритм во многом похож на метод

Мамдани, отличия заключаются на этапе определения выходов правил: здесь выход каждого правила определяется путем решения уравнения

$$\alpha_i = C_i(z_i)$$

И определяем четкие значения (z_i) для каждого исходного правила.

Композицию выходов правил осуществляем центроидным методом

согласно формулы
$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i z_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i}$$

Для предприятия ОАО «ЭНЕРГОСНАБЖАЮЩАЯ КОМПАНИЯ Одессаоблэнерго» значение Z_0 за 2009 год равно:

$$Z_{0(2009)} \approx 0,374,$$

Что соответствует «очень высокому» или «высокому» уровню банкротства.

Определим уровень банкротства для ОАО «ЭНЕРГОСНАБЖАЮЩАЯ КОМПАНИЯ Одессаоблэнерго» за 2010 год. Выполнив все этапы нечеткого логического вывода по алгоритму Цукамото, получим $Z_0(2010) \approx 0,2896$, что соответствует «очень высокому» или «высокому» уровню банкротства.

2.4 Нео-фаззи каскадные сети. Архитектура, свойства, алгоритмы обучения

Рассмотрим нео-fuzzy нейрон - сеть с несколькими входами и единственным выходом, которая изображена на рис. 2.19. Она реализуется следующим отображением:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \quad (2.15)$$

где x_i - i -й вход ($i= 1, 2, \dots, n$), \hat{y} - выход системы. Структурные блоки нео-fuzzy нейрона представляют нелинейный синапс NS $_i$, который переводит i -й входной сигнал в форму:

$$f_i(x_i) = \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i)$$

и выполняет нечеткий вывод: *Если x_i есть x_{ji} то выход есть w_{ji}* ,

где x_{ji} – нечеткое число, функция принадлежности которого μ_{ji} , x_{ji} – синаптический вес. Очевидно, что нелинейный синапс фактически реализует нечеткий вывод Такаги-Сугено нулевого порядка.

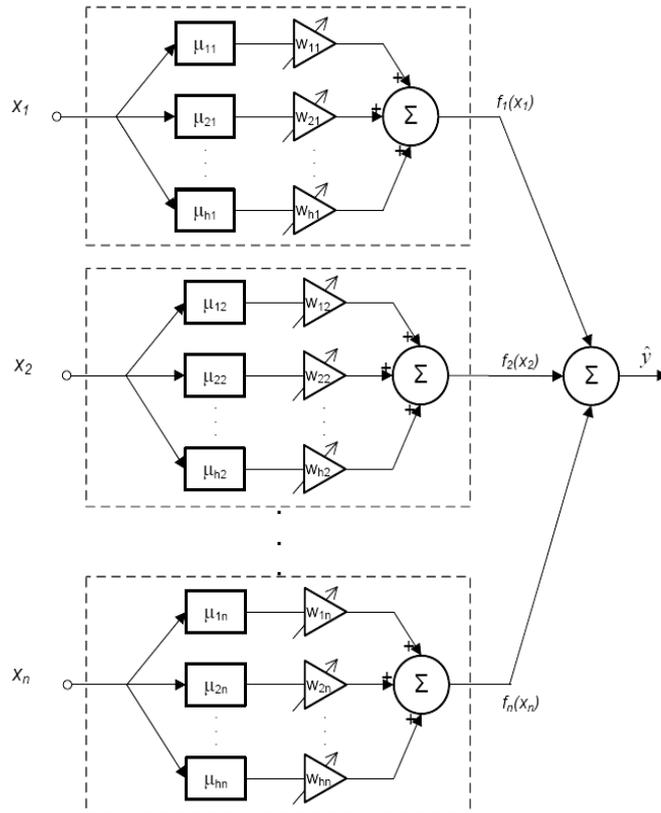


Рисунок 2.19 – Структура нео-fuzzy-нейрона

Когда векторный сигнал $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ ($k = 1, 2, \dots$ дискретное время) подается на вход нео-fuzzy нейрона, вывод этого нейрона определяется обеими функциями принадлежности $\mu_{ji}(x_i(k))$ и настраиваемыми синаптическими весами $w_{ji}(k-1)$, которые были получены в предыдущей эпохе обучения:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}(k-1) \mu_{ji}(x_i(k)) \quad (2.16)$$

и таким образом нео-fuzzy нейрон содержит $h \cdot n$ синаптических весов, которые необходимо определить.

Обычно функции принадлежности μ_{ij} являются элементарными треугольными функциями, как показано на рис. 2.20

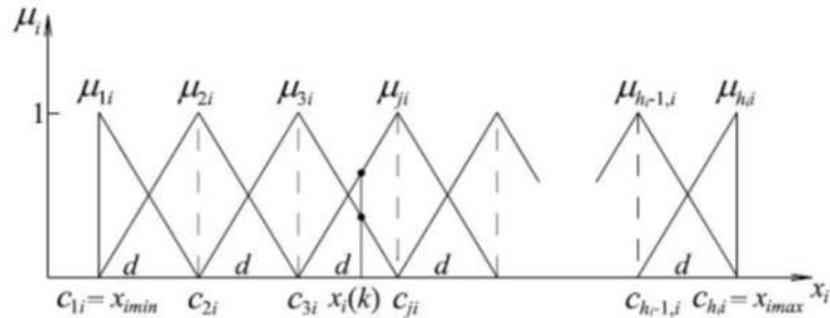


Рисунок 2.20 -Треугольные функции принадлежности

Для предварительно нормированных входных переменных x_i (по обыкновению от 0 до 1) функция принадлежности может быть описана в следующем виде:

$$\mu_{ij}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{j-1,i}}{c_{ji} - c_{j-1,i}}, & x \in [c_{j-1,i}, c_{ji}] \\ \frac{c_{j+1,i} - x_i}{c_{j+1,i} - c_{ji}}, & x \in [c_{ji}, c_{j+1,i}] \\ 0, & \text{в других случаях} \end{cases} \quad (2.17)$$

где c_{ij} - случайно выбранные центры соответствующих функций принадлежности.

Как лингвистические значения, они равномерно распределены на интервале $[0,1]$. Это способствует упрощению процессов обработки информации, поскольку

$$\mu_{ji}(x_i) + \mu_{j+1,i}(x_i) = 1 \quad (2.18)$$

Таким образом, исходный сигнал нелинейного синапса может быть описан в довольно простой форме:

$$f_i(x_i) = \mu_{ji}(x_i)w_{ji} + \mu_{j+1,i}(x_i)w_{j+1,i} \quad (2.19)$$

Выходной сигнал нео-фаззи нейрона в целом имеет такой вид:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}(k-1) \mu_{ji}(x_i(k)) \quad (2.20)$$

Суммируя $f_i(x_i)$, находим выход y согласно формулы (2.20).

Когда вектор сигнала $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))$ (здесь $k = 1, 2, \dots, n$, является дискретным моментом времени) подается на вход нео-фаззи нейрона, выход

этого нейрона определяется, как взвешенные функции принадлежности $x_i^{(k)}$, и использует настроенные синаптические веса w_{ji} , которые были получены на предыдущих этапах работы.

Среди наиболее важных преимуществ нео-фаззи-нейрона можно отметить высокую скорость обучения, вычислительную простоту, возможность нахождения глобального минимума критерия обучения в режиме реального времени. Критерием обучения (целевой функцией) есть стандартная локальная квадратичная функция ошибки:

$$E(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i(k)))^2 \quad (2.21)$$

которую минимизируем с помощью обычного градиентного пошагового алгоритма:

$$w_{ji}^{(k+1)} = w_{ji}^{(k)} + \eta e(k+1) \mu_{ji}(x_i(k)) = w_{ji}^{(k)} + \eta (y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i(k))) \mu_{ji}(x_i(k)) \quad (2.22)$$

где $y(k)$ – целевое значение выходной переменной, η является скалярным параметром-скорость обучения.

С целью увеличения скорости обучения возможно использовать одношаговый алгоритм Уидроу-Хоффа:

$$w(k+1) = w(k) + \frac{y(k+1) - \mathbf{W}^T \mu(x(k+1))}{\|\mu(x(k+1))\|^2} \mu(x(k+1)) \quad (2.23)$$

где $\mu(x(k+1)) = (\mu_{11}(x_1(k+1)), \dots, \mu_{n1}(x_1(k+1)), \dots, \mu_{1n}(x_n(k+1)), \dots, \mu_{mn}(x_n(k+1)))$ или его модификации.

Архитектура каскадной нео-fuzzy нейронной сети

Рассмотрим структуру нео-фаззи каскадной сети (CNFNN), которая показана на рис. 2.21 и характеризующее ее отображение имеет следующую форму:

- нео-fuzzy нейрон первого каскада

$$\hat{y}^{[1]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[1]} \mu_{ji}(x_i) \quad (2.24)$$

– нео-fuzzy нейрон второго каскада

$$\hat{y}^{[2]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[2]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+1}^{[2]} \mu_{j,n+1}(\hat{y}^{[1]}) \quad (2.25)$$

– нео-fuzzy нейрон 3-го каскада

$$\hat{y}^{[3]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[3]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+1}^{[3]} \mu_{j,n+1}(\hat{y}^{[1]}) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+2}^{[3]} \mu_{j,n+2}(\hat{y}^{[2]})$$

– нео-fuzzy нейрон m-го каскада

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[m]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=1}^h w_{j,l}^{[m]} \mu_{j,l}(\hat{y}^{[l-n]}) \quad (2.26)$$

Следовательно, каскадная нео-fuzzy нейронная сеть содержит $h(n + \sum_l^{m-1} l)$ настраиваемых параметров и, что важно, что все они линейно включены в описание (2.26).

Пусть $h(n+m-1)x_1$ – вектор функций принадлежности m-го нео-fuzzy нейрона

$$\mu^{[m]} = (\mu_{11}(x_1), \dots, \mu_{h1}(x_1), \mu_{12}(x_2), \dots, \mu_{h2}(x_2), \dots, \mu_{ji}(x_i), \dots, \mu_{hm}(x_n), \mu_{1,n+1}(\hat{y}^{[1]}), \dots, \mu_{h,n+1}(\hat{y}^{[1]}), \dots, \mu_{h,n+m-1}(\hat{y}^{[m-1]}))^T$$

И соответствующий вектор синаптических весов:

$w^{[m]} = (w_{11}^{[m]}, w_{21}^{[m]}, \dots, w_{h1}^{[m]}, w_{12}^{[m]}, \dots, w_{h2}^{[m]}, \dots, w_{ji}^{[m]}, \dots, w_{hm}^{[m]}, w_{1,n+1}^{[m]}, \dots, w_{h,n+1}^{[m]}, \dots, w_{h,n+m-1}^{[m]})^T$, который имеет ту же размерность. Тогда мы можем представить выражение (2.26) в векторном виде

$$\hat{y}^{[m]} = w^{[m]T} \mu^{[m]}$$

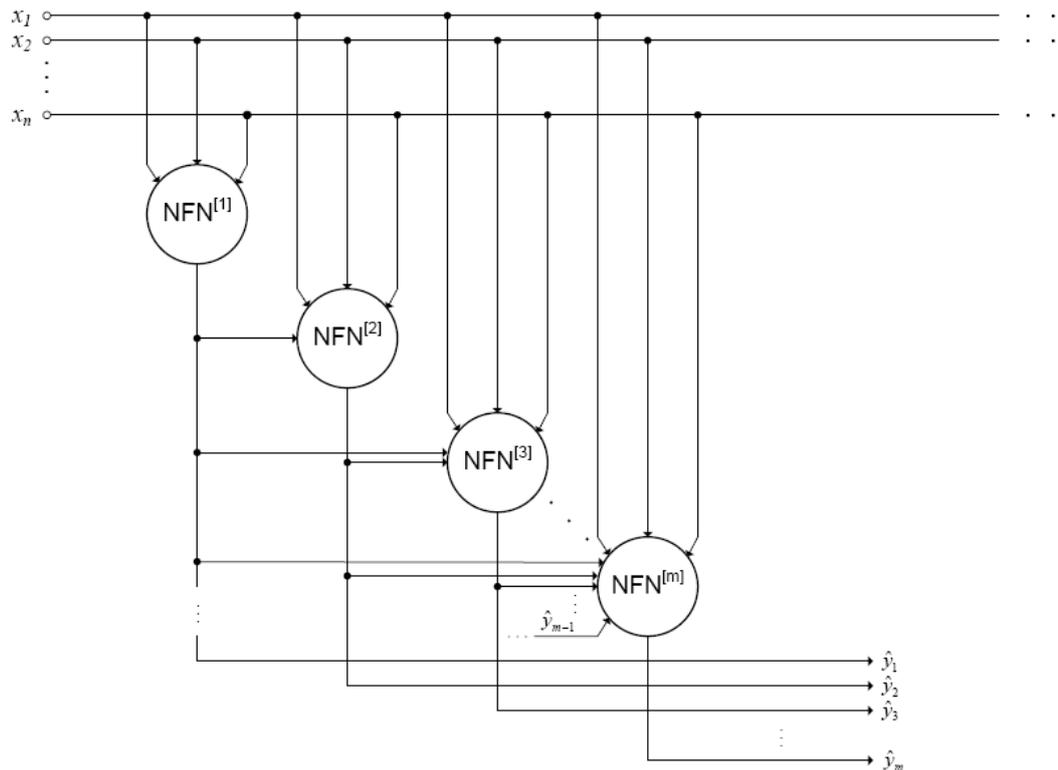


Рисунок 2.21 - Архитектура каскадной нео-fuzzy нейронной сети

Обучение каскадной нео-fuzzy нейронной сети

Обучение каскадной нео-fuzzy нейронной сети может быть выполнено как в пакетном режиме так и в режиме последовательной обработки информации (адаптивные настройки весов).

Во-первых, пусть рассматривается ситуация, когда обучающая выборка определена априорно, то есть мы имеем выборку значений $x(1), y(1); x(2), y(2); \dots; x(k), y(k); \dots; x(N), y(N)$. Для неo-fuzzy нейрона первого каскада NFN[1] выборка значений функций принадлежности $\mu^{[1]}(1), \mu^{[1]}(2), \dots, \mu^{[1]}(k), \dots, \mu^{[1]}(N)$, вектора размерности hN определяется следующим образом:

$$\mu^{[1]}(k) = (\mu_{h_1}(x_1(k)), \dots, \mu_{h_1}(x_1(k)), \mu_{h_2}(x_2(k)), \dots, \mu_{h_2}(x_2(k)), \dots, \mu_{j_i}(x_i(k)), \dots, \mu_{h_n}(x_n(k)))^T$$

Затем, минимизируя критерий обучения

$$E_N^{[1]} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e^{[1]}(k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}^{[1]}(k))^2, \quad (2.27)$$

вектор синаптических весов может быть оценен таким образом

$$w^{[1]}(N) = \left(\sum_{k=1}^N (\mu^{[1]}(k) \mu^{[1]T}(k)) \right)^+ \sum_{k=1}^N \mu^{[1]}(k) y(k) = P^{[1]}(N) \sum_{k=1}^N \mu^{[1]}(k) y(k) \quad (2.28)$$

где $(\bullet)^+$ означает псевдоинверсию Мура-Пенроуза (Moore-Penrose).

В случае последовательной обработки данных используется рекуррентный метод наименьших квадратов:

$$\begin{cases} w^{[1]}(k+1) = w^{[1]}(k) + \frac{P^{[1]}(k)(y(k+1) - w^{[1]T}(k)w^{[1]}(k+1))}{1 + \mu^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\mu^{[1]}(k+1)} \mu^{[1]}(k+1) \\ P^{[1]}(k+1) = P^{[1]}(k) - \frac{P^{[1]}(k)(\mu^{[1]}(k+1)\mu^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k))}{1 + \mu^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\mu^{[1]}(k+1)}, P^{[1]}(0) = \beta I \end{cases} \quad (2.29)$$

где β большое положительное число, I является единичной матрицей с соответствующей размерностью.

Возможно использование алгоритмов адаптации (2.28) или (2.29), что приводит к сокращению вычислительной сложности процесса обучения. В любом случае использование процедур (2.28), (2.29) существенно сокращает время обучения по сравнению с градиентным методом, лежащим в основе правила дельты и backpropagation.

После первого каскада обучающего соревнования синаптические веса неo-fuzzy нейрона NFN[1] становятся "замороженными", все

значения $\hat{y}^{[1]}(1), \hat{y}^{[1]}(2), \dots, \hat{y}^{[1]}(k), \dots, \hat{y}^{[1]}(N)$ оценены и получаем второй каскад сети, который состоит из единственного нео-fuzzy нейрона NFN[2]. Он имеет один дополнительный вход для сигнала выхода первого каскада. Затем снова используем процедуру (2.28) для настройки вектора весовых коэффициентов $w^{[2]}$, размерность которого $h(n+1) \times 1$.

В он-лайн методе нейроны обучаются последовательно, т.е. на основании входных сигналов $x(k)$. Пусть оценены синаптические веса $w^{[1]}(x)$ и получен вектор выходов $\hat{y}^{[1]}(k)$. Затем используя вектор входов второго каскада $(x^T(k), \hat{y}^{[1]}(k))$, вычисляются веса $w^{[2]}(x)$ и выходы $\hat{y}^{[2]}(k)$. Для этой цели алгоритмы (2.28) и (2.29) могут использоваться одинаково успешно.

Процесс роста нейронной сети (увеличивающееся количество каскадов) продолжается, пока мы не получим требуемую точность решения, а для настройки весовых коэффициентов последнего m -го каскада используются следующие выражения:

$$w^{[m]}(N) = \left(\sum_{k=1}^N (\mu^{[m]}(k) \mu^{[m]T}(k)) \right)^+ \sum_{k=1}^N \mu^{[m]}(k) y(k) = P^{[m]}(N) \sum_{k=1}^N \mu^{[m]}(k) y(k) \quad (2.30)$$

В пакетном режиме

$$\begin{cases} w^{[m]}(k+1) = w^{[m]}(k) + \frac{P^{[m]}(k)(y(k+1) - w^{[m]T}(k)w^{[m]}(k+1))\mu^{[m]}(k+1)}{1 + \mu^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\mu^{[1]}(k+1)} \\ P^{[m]}(k+1) = P^{[m]}(k) - \frac{P^{[m]}(k)(\mu^{[m]}(k+1)\mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k))}{1 + \mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)}, \text{ где } P^{[m]}(0) = \beta I \end{cases}, \quad (2.31)$$

или

$$\begin{cases} w^{[m]}(k+1) = w^{[m]}(k) + (r^{[m]}(k+1))^{-1} (y(k+1) - w^{[m]T}(k)\mu^{[m]}(k+1))\mu^{[m]}(k+1) \\ r^{[m]}(k+1) = ar^{[m]}(k) + \|\mu^{[m]}(k+1)\|^2, 0 \leq \alpha \leq 1 \end{cases}$$

в последовательном режиме (on-line).

Таким образом, предложенная CNFNN значительно превосходит каскадную архитектуру в скорости обучения и может обучаться как в пакетном режиме так и в последовательном (адаптивном) режиме. Лингвистическая интерпретация полученных результатов значительно расширяет функциональные средства каскадной нео-fuzzy нейронной сети.

Выводы

1. Рассмотрены основные этапы нечеткого логического вывода а также алгоритмы нечеткого вывода Мамдани, Цукамото, Сугено и Ларсена.
2. Разработаны алгоритмы прогнозирования риска банкротства предприятий, использующие системы нечеткого вывода Мамдани и Цукамото.
3. Разработана база правил нечеткого вывода для нейронных сетей Мамдани и Цукамото в задаче прогнозирования риска банкротства предприятий. Предложен способ существенного сокращения размерности базы правил за счет использования бальных оценок.
4. Рассмотрена каскадная нео-фаззи нейронная сеть и ее структура. Описаны алгоритмы обучения сети в пакетном режиме и режиме on-line.

РАЗДЕЛ 3 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИЙ

3.1 Экспериментальные исследования метода Альтмана и других методов МДА

Проведем расчеты состояния предприятий на основе финансовых показателей за два года и за год до банкротства с помощью метода Альтмана и других методов дискриминантного анализа. Анализ предприятия мы будем проводить с помощью разработанной программы, которая реализует все четыре диагностики предприятия, а конечные результаты занесем в таблицу для большей наглядности и дальнейшего облегчения при выполнении сравнительного анализа четырех методов. Всего было исследовано 52 предприятия Украины, акции которых представлены на бирже. Среди этих предприятий 26 были признаны банкротами официально и обращение их акций было аннулировано на рынке ценных бумаг. Остальные 26 предприятий официально считаются работоспособными на сегодняшний день.

Проанализировав первую группу предприятий-«банкротов» с помощью модели Альтмана за два года до дефолта, получили следующие результаты: среди 26 предприятий «высокий» уровень вероятности банкротства определили только у 9 предприятий, 7 предприятий признано предприятиями со «средним» уровнем банкротства и 10 предприятий были признаны предприятиями с «низким» уровнем вероятности банкротства. За год до дефолта определено 11 предприятий с «высоким» уровнем банкротства, 9 предприятий – со «средним» уровнем, и 6 предприятий – с «низким» уровнем банкротства (таблица 3.1).

Таблица 3.1- Результаты прогноза по модели Альтмана «предприятия - банкроты»

Группа	Кол-во компаний	Прогноз банкротства		
		Высокий	Средний	Низкий
За два года до банкротства	26	35% (9)	27% (7)	38% (10)
За год до банкротства	26	42% (11)	35% (9)	23% (6)

Среднее за два года	26	38%	31%	31%
---------------------	----	-----	-----	-----

Определим уровень точности прогнозирования риска банкротства предприятия в течение исследуемого периода. Итак модель Альтмана с точностью 0,69 дает в среднем правильный прогноз для предприятий, которые являются потенциальными банкротами (рис. 3.1).



Рисунок 3.1 - Уровень точности прогнозирования состояния предприятий-банкротов методом Альтмана

Для второй группы предприятий, которую условно назовем «работоспособные», были получены следующие результаты. За два отчетных года до нынешнего состояния 22 предприятия признаны предприятиями с «низким» уровнем банкротства, 2 предприятия – со «средним» уровнем и 2 предприятия получили статус предприятий с «высоким» уровнем банкротства. За один отчетный год до настоящего состояния 18 предприятий - «низкий» уровень банкротства, 5 предприятий - «средний» уровень банкротства, 3 предприятия - «высокий» уровень банкротства (таблица 3.2).

Таблица 3.2 - Результаты прогноза по модели Альтмана «предприятия - небанкроты»

Группа	Кол-во компаний	Прогноз банкротства (уровни)		
		Высокий	Средний	Низкий
За 2009 отчетный год	26	7,5% (2)	7,5% (2)	85% (22)
За 2010 отчетный год	26	12% (3)	19% (5)	69% (18)
Среднее за два года	26	10%	13%	77%

Определим уровень точности прогнозирования работоспособности предприятия в течение исследуемого периода. Итак средний показатель точности прогнозирования для предприятий - банкротов равняется 0,77 (рис. 3.2).

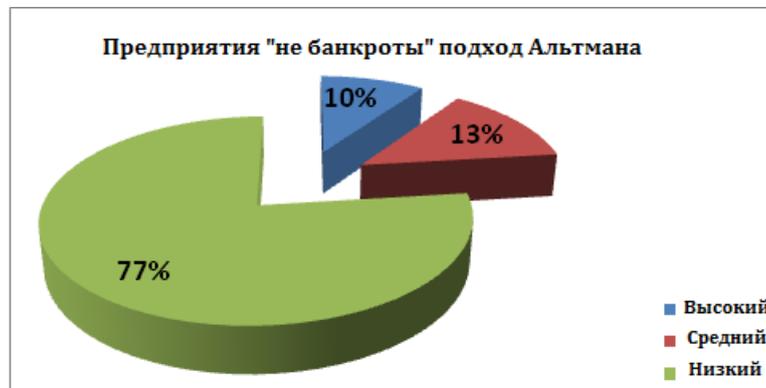


Рисунок 3.2 - Уровень точности прогнозирования состояния предприятий-небанкротов методом Альтмана

3.2 Экспериментальные исследования матричного метода Недосекина

Проведем анализ финансового состояния тех самых двух групп предприятий, которые анализировались по модели Альтмана, с помощью нечетко-множественного метода Недосекина. В результате анализа предприятий-«банкротов» за два года до дефолта среди 26 исследуемых предприятий было выявлено 20 предприятий с «очень высоким», «высоким» или «средним» уровнями риска банкротства, 6 предприятий имели статус предприятий с «низким» и «очень низким» уровнем банкротства. За год до дефолта 22 предприятия - с «очень высоким», «высоким» или «средним» уровнями банкротства, 4 предприятия - с «низким» или «очень низким» уровнями банкротства (таблица 3.3).

Таблица 3.3 - Результаты прогноза по модели Недосекина «предприятия - банкроты»

Группа	Кол-во компаний	Прогноз	
		Банкроты	Не банкроты
За два года до банкротства	26	77% (20)	23% (6)
За год до банкротства	26	85% (22)	15% (4)
Среднее за два года	26	81%	19%

Определим уровень точности прогнозирования риска банкротства предприятия в течение исследуемого периода. Подход Недосекина дает правильный прогноз для предприятий, которые являются потенциальными банкротами, со средней точностью 0,81 (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 - Уровень точности прогнозирования состояния неработоспособных предприятий (банкротов) матричным методом

Для второй группы предприятий - «работоспособные», были получены следующие результаты по методу Недосекина. За два отчетных года до нынешнего состояния, 21 предприятия признаны как предприятия с «очень низким», «низким» или «средним» уровнями банкротства, 5 предприятий получили статус предприятий с «высоким» или «очень высоким» уровнями банкротства. За один отчетный год до настоящего состояния 20 предприятий -

«очень низкий», «низкий» или «средний» уровни банкротства, 6 предприятий - «высокий» или «очень высокий» уровень банкротства (таблица 3.4).

Таблица 3.4 - Результаты прогноза по модели Недосекина «предприятия - не банкроты»

Группа	Кол-во компаний	Прогноз	
		Банкроты	Не банкроты
За 2009 отчетный год	26	19% (5)	81% (21)
За 2010 отчетный год	26	23% (6)	77% (20)
Среднее за два года	26	21%	79%

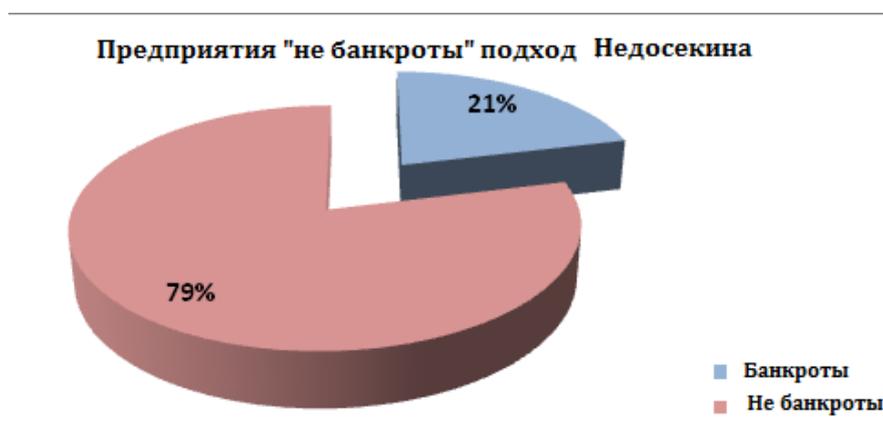


Рисунок 3.4 - Уровень точности прогнозирования состояния работоспособных предприятий (небанкротов) матричным методом

Обобщим полученные результаты, найдя среднее значение точности прогнозирования за каждый отчетный год и за два года вместе (таблица 3.5).

Таблица 3.5 - Обобщение точности прогноза о состоянии предприятия по модели Недосекина

Группа	Количество компаний	Прогноз (%)	
		Верно	Ошибка
За два отчетных года	52	79	21
За один отчетный год	52	81	19
Среднее	52	80	20

Учитывая полученные результаты, можно сказать, что подход Недосекина позволяет не только определить финансовое состояние предприятий, но и определить его более точно благодаря лингвистической шкале, состоящей из пяти оценок уровня банкротства «ОН, Н, СР, В, ОВ». Кроме того, подход Недосекина позволяет проследить динамику развития предприятия, т.е. позволяет провести финансовый анализ предприятия за предыдущий и текущий отчетные периоды и определить уровень банкротства на «начальной» стадии, что позволяет своевременно принять меры по предупреждению банкротства.

3.3 Экспериментальные исследования ННС Мамдани и Цукамото

Проведем анализ финансового состояния тех самых двух групп предприятий, которые анализировались с помощью подхода Мамдани. В результате анализа предприятий «банкротов» за два года до дефолта среди 26 исследуемых предприятий было выявлено 22 предприятий с «Очень высоким», «высоким» или «средним» уровнями риска банкротства, 4 предприятия имеют статус предприятий с «низким» и «очень низким» уровнем банкротства. За год до дефолта было определено 25 предприятий - с «очень высоким», «высоким» или «средним» уровнями банкротства, 1 предприятие - с «низким» или «очень низким» уровнем банкротства (таблица 3.6).

Таблица 3.6 - Результаты прогноза по модели Мамдани «предприятия - банкроты»

Группа	Количество компаний	Прогноз	
		Банкроты	Не банкроты
За два года до банкротства	26	85% (22)	15% (4)
За год до банкротства	26	96% (25)	4% (1)
Среднее за два года	26	90%	10%

Для второй группы предприятий - «работоспособные», были получены следующие результаты по методу Мамдани. За 2009 отчетный год 23 предприятия признаны как предприятия с «очень низким», «низким» или «средним» уровнями банкротства, 3 предприятия получили статус предприятий с «высоким» или «очень высоким» уровнями банкротства. За 2010 год состояние некоторых предприятий ухудшилось, они перешли на ступень ниже, но общая картина осталась той же: 23 предприятия - «очень низкий», «низкий» или «средний» уровни банкротства, 3 предприятия - «высокий» или «очень высокий» уровень банкротства (таблица 3.7).

Таблица 3.7 - Результаты прогноза по модели Мамдани «предприятия - не банкроты»

Группа	Количество компаний	Прогноз	
		Банкроты	Не банкроты
За два года до банкротства	26	12% (3)	88% (23)
За год до банкротства	26	12% (3)	88% (23)
Среднее за два года	26	12%	88%

Приведем среднюю точность прогнозирования уровня банкротства с помощью подхода Мамдани (рис. 3.5).



Рисунок 3.5 - Уровень точности прогнозирования состояния работоспособных предприятий (небанкротов) методом Мамдани

Проведя анализ финансового состояния тех же предприятий методом Цукамото, получили следующие результаты (таблицы 3.8-3.10).

Таблица 3.8 - Результаты прогноза по модели Цукамото «предприятия - банкроты»

Группа	Количество компаний	Прогноз	
		Банкроты	Не банкроты
За два года до банкротства	26	22 (85%)	4 (15%)
За год до банкротства	26	24 (92%)	2 (8%)
Среднее за два года	26	88%	12%

Таблица 3.9 - Результаты прогноза по модели Цукамото «предприятия - небанкроты»

Группа	Количество компаний	Прогноз	
		Банкроты	Не банкроты
За два года до банкротства	26	12% (3)	88% (23)
За год до банкротства	26	15% (4)	85% (22)
Среднее за два года	26	13%	87%

Таблица 3.10 - Усредненные показатели точности прогноза о состоянии предприятия по модели Цукамото

Группа	Количество компаний	Прогноз (%)	
		Верно	Ошибка
За два отчетных года	52	87	13
За один отчетный год	52	88	12
Среднее	52	87	13

Как видно из таблиц, подход Цукамото также дает возможность проанализировать состояние предприятия на любой стадии и с достаточно высоким процентом вероятности выявить критическое состояние предприятия на начальной стадии.

Обобщим полученные результаты для предприятий-«банкротов» с помощью подходов Альтмана, Недосекина, Мамдани, Цукамото (таблица 3.11 и рис. 3.6).

Таблица 3.11 - Результаты прогнозов по Альтману, Недосекину, Мамдани, Цукамото о состоянии предприятий-банкротов

Подход	Количество компаний	Прогноз	
		Правильный (%)	Неправильный (%)
Альтмана	26	69,2	30,8
Недосекина		80,8	19,2
ННС Мамдани		90,4	9,6
ННС Цукамото		88,5	11,5



Рисунок 3.6 - Результаты прогнозирования риска банкротства предприятий различными методами

Обобщим полученные результаты для всех исследуемых предприятий с помощью подходов Альтмана, Недосекина, Мамдани, Цукамото (см. табл. 3.12 и рис. 3.7).

Таблица 3.12 - Результаты прогнозов по Альтману, Недосекину, Мамдани, Цукамото о состоянии исследуемых предприятий

Подход	Количество компаний	Прогноз	
		Правильный (%)	Неправильный (%)
Альтмана	52	73	27
Недосекина		80	20
Мамдани		89,4	10,6
Цукамото		88	13

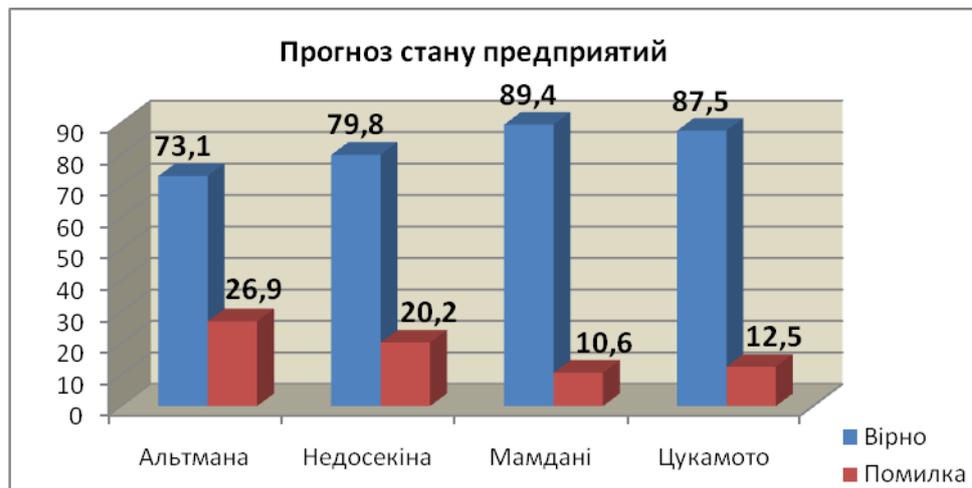


Рисунок 3.7 - Анализ прогнозирования состояния предприятий различными методами

Как видим, метод Альтмана в данном исследовании правильно спрогнозировал состояние предприятий в среднем на 69%, метод Недосекина - в среднем на 81%, подходы Мамдани и Цукамото показали примерно одинаковые результаты: прогноз был осуществлен на 90% правильно. Ошибки в прогнозировании состояния предприятий связаны с тем, что прогноз основан на рассматриваемых подходах и не соответствует официальным данным в силу нескольких причин. Во-первых, не учитываются определенные социальные заинтересованности общества или определенных лиц в ликвидации трудоспособного предприятия. Во-вторых, не учитывается заинтересованность в существовании обанкротившихся предприятий или ложное банкротство. Но можно уверенно сказать, что нечетко-множественный метод Недосекина, а также нечеткие нейронные сети Мамдани и Цукамото позволяют изучить тенденции развития предприятий и выявить угрозу банкротства предприятий на ранней стадии.

3.4 Экспериментальные исследования нео-фаззи каскадных сетей в задаче прогнозирования риска банкротства предприятий

Далее были проведены экспериментальные исследования нео-фаззи каскадных сетей в задаче прогнозирования риска банкротства предприятий

Украины. 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 за 2009 и 2010 годы. Прогнозирование проводилось с помощью моделей Альтмана, Давыдовой-Беликова, нео-фаззи нейронных сетей. Анализ проводился на основе только количественных показателей. В таблицах 3.13 и 3.14 приводятся результаты прогнозирования - процент ошибочной классификации банкротства предприятий за год до банкротства для статистических методов Альтмана, и Давыдовой - Беликова соответственно. В таблице 3.15 приведены результаты классификации с помощью каскадных нео-фаззи нейронных сетей.

Таблица 3.13 - Результаты прогнозирования методом Альтмана за год до банкротства

	Альтман
Ошибка первого типа	0.3
Ошибка второго типа	0.344
Относительное количество ошибок	0.327

Таблица 3.14 - Результаты прогнозирования моделью Давыдовой-Беликова за год до банкротства

	Модель Давыдовой - Беликова
Ошибка первого типа	0.206
Ошибка второго типа	0.31
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

предприятий - с удовлетворительным финансовым состоянием. По модели Давыдовой - Беликова 26 предприятий признано банкротами, 5 предприятий - с большим риском банкротства и 29 предприятий с -удовлетворительным финансовым состоянием.

В результате, методом, который спрогнозировал банкротство с наибольшей точностью за год до банкротства оказался метод с использованием каскадных нео-фаззи нейронных сетей. Точность прогнозирования составила 90% за год до банкротства и 85% за 2 года до банкротства. Такой результат целиком закономерен, поскольку нечеткие нейронные сети, которые базируются на использовании теории систем с нечеткой логикой, лучше прогнозируют в условиях неопределенности, неоднородности данных а также учитывают субъективные оценки экспертов.

Таблица 3.15 - Результаты прогнозирования степени риска банкротства за год до банкротства с использованием каскадной нео-фаззи нейронной сети

	Учебная выборка	Тестовая выборка
Ошибка первого типа	0.128	0.143
Ошибка второго типа	0.0632	0.143
Количество ошибок первого типа	2	2
Количество ошибок второго типа	1	2
Относительное количество ошибок	0.096	0.143

Проведем сравнение всех рассмотренных методов прогнозирования риска банкротства предприятий : Альтмана, Давыдовой- Беликова , ННС Мамдани, Цукамото и каскадных нео-фаззи нейронных сетей. Соответствующие результаты приведены в таблице 3.16.

Таблица 3.16 – Результаты прогнозирования всех рассматриваемых методов

Подход	Прогноз	
	Правильный (%)	Не правильный (%)
Альтмана	73	27
Давыдовой Беликова	75	25
Недосекина	80	20

Мамдани	89,4	10,6
Цукамото	88	13
нео-фаззи Каскадные сети	86	14

Анализируя представленные результаты, можно сделать следующие выводы: наихудшие результаты прогнозирования продемонстрировали методы дискриминантного анализа Альтмана (точность прогнозирования за год до банкротства - 73%), Давыдовой-Беликова (точность прогнозирования за год до банкротства - 75%). Далее следует матричный метод Недосекина (точность прогнозирования банкротства - 80%). Наиболее высокую точность продемонстрировали нечеткие нейронные сети: нео-фаззи каскадные сети (точность 86%), ННС Цукамото (точность прогнозирования 88%) и, наконец, наивысшие результаты дала сеть Мамдани (точность прогнозирования за год до банкротства 90%).

Сравнивая результаты ННС Мамдани и каскадных нео-фаззи сетей заметим, что хотя по-точности нео-фаззи каскадные сети уступают ННС Мамдани, однако они имеют ряд преимуществ:

- Не требуется строить базу правил;
- Значительно более высокая скорость обучения.

Выводы

В данном разделе были экспериментально исследованы методы анализа и прогнозирования риска банкротства предприятий: классические методы Альтмана, Давыдовой-Беликова, нечетко-множественный метод Недосекина и разработанные методы на основе применения нечетких нейронных сетей с выводом Мамдани и Цукамото и каскадных нео-фаззи сетей.

Сравнительный анализ различных методов оценки риска банкротства был проведен с помощью разработанного программного продукта на языке программирования C++. Используя разработанный программный комплекс,

было проведено прогнозирование банкротства для 52 предприятий Украины. Среди этих предприятий 26 предприятий были потенциальными банкротами, а 26 предприятий - платежеспособными, т.е. уровень банкротства является «низким», «очень низким» и «средним». Среди 26 предприятий - потенциальных банкротов, 24 предприятия на 01.02.2011г. были признаны банкротами по решению суда или согласно решению о прекращении эмитента путем ликвидации по решению высшего органа и принято общим собранием акционеров предприятия. Среди 26 платежеспособных предприятий со «средним» уровнем банкротства было признано: 4 - банкротами, а 6 предприятий были реорганизованы в общества с дополнительной ответственностью и общества с ограниченной ответственностью.

Заметим, что по результатам сравнительного анализа наиболее высокую точность прогноза банкротства предприятий показали ННС с выводом Мамдани и Цукамото (точность прогнозирования 90%), далее следуют каскадные нео-фаззи нейронные сети (86%), за ними нечетко-множественный метод Недосекина (80%) и, наконец, наихудшие показатели точности прогноза имеют классические методы дискриминантного анализа Альтмана (73%) и Давыдовой – Беликова (75%).

Таким образом, предложенные методы прогнозирования риска банкротства предприятий с использованием ННС оказались наиболее точными. Это объясняется их свойством работать с нечеткой и недостоверной информацией и возможностью использования знаний эксперта в виде базы нечетких правил вывода.

Сравнивая результаты ННС Мамдани и каскадных нео-фаззи сетей заметим, что хотя по точности нео-фаззи каскадные сети уступают ННС Мамдани, однако они имеют ряд преимуществ:

- не требуется строить базу правил;
- значительно более высокая скорость обучения.
- Применение разработанных моделей и методов прогнозирования риска банкротства предприятий и банков в условиях неопределенности позволяет

существенно повысить точность прогнозирования риска банкротства по сравнению с классическими методами. В результате исследований показано, что для предприятий Украины точность прогнозирования риска банкротства методом Альтмана составляет 70-73%, матричным методом О. Недосекина - 80%, с применением ННС Мамдани и Цукамото - 90%.

- Применение разработанных методов на основе ННС дает возможность руководству оперативно анализировать финансовое состояние предприятий и банков и принимать своевременные меры по устранению возможного банкротства.

- Разработанный комплекс моделей, алгоритмов и программ внедрен в учебный процесс на кафедре ММСА УНК «ИПСА» и широко используется в курсе лекций и лабораторном практикуме по курсу «Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах».

- Реализованные в работе модели и алгоритмы были внедрены в ООО «Компания «Технологии коммуникаций» при реализации проектов информатизации украинских и зарубежных заказчиков.

РАЗДЕЛ 4 ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА БАНКРОТСТВА БАНКОВ ЧЕТКИМИ И НЕЧЕТКИМИ МЕТОДАМИ

4.1 Постановка задачи исследования. Описание входных и выходных данных для моделей

Одной из важнейших задач в банковской сфере является задача анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства банков. 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 при полных и достоверных данных 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 вышесказанным, актуальным является разработка новых методов прогнозирования банкротства банков в условиях неопределенности и неполноты исходной информации.

Целью данного раздела является исследование методов и методик анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства банков на примере Украины, а также ведущих Европейских банков с помощью классических и нечетких методов и сравнительный анализ их эффективности. Целью работы было исследование возможности спрогнозировать значительное ухудшение финансового состояния банков (в частности, введение временных администраций в банки, их ликвидация) заранее. Поэтому для реализации поставленной задачи были взяты данные квартальной отчетности украинских банков за различные отчетные периоды, предшествовавшие началу кризиса.

Целью также было исследование того, насколько важным является анализ финансовых данных банков непосредственно перед началом кризиса в сравнение с более отдаленным промежутком времени.

2008 год 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. на 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 с сайта Национального банка Украины [2]. В частности, для анализа были взяты показатели 170 украинских банков на момент 01.01.2008 и 01.07.2009, почти за два года до начала периода ухудшения финансового состояния значительного количества украинских банков и прямо непосредственно перед началом этого периода.

Ключевым вопросом было, какие именно показатели финансовой отчетности украинских банков необходимо применять в качестве входных данных для моделей для того 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 (К) к привлеченным средствам (Π_c). Уровень зависимости банка от привлеченных средств.

$$K_n = \frac{K}{\Pi_c}$$

- **Коэффициент финансового рычага.** Соотношение обязательств банка (O_k) и капитала (К) раскрывает способность банка привлекать средства на финансовом рынке.

$$K_{\text{фр}} = \left(\frac{O_k}{K} \right)$$

- **Коэффициент участия собственного капитала в формировании активов** - достаточность капитала. Раскрывает достаточность сформированного собственного капитала (К) в активизации и покрытии различных рисков.

$$K_{\text{ук}} = \left(\frac{K}{A_{\text{злг}}} \right)$$

- **Коэффициент защищенности собственного капитала.** Соотношение капитализированных активов (A_k) и собственного капитала (К). Показывает, какую часть капитала размещено в недвижимость (имущество).

$$K_{\text{зк}} = \left(\frac{A_k}{K} \right)$$

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

$$K_{\text{зда}} = \left(\frac{K - \text{НА}_d - Y_B}{A_d} \right),$$

где НА_d - не доходные активы; A_d - доходные активы; Y_B - убытки.

- **Коэффициент мультипликатора капитала.** Степень покрытия активов (А) (акционерным) капиталом (Ка).

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

- **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 ($D_{стр}$) в общих пассивах ($\Pi_{заг}$).

$$K_{зд} = \left(\frac{D_{стр}}{\Pi_{заг}} \right)$$

- **Коэффициент активности использования привлеченных средств в доходные активы.** Соотношение доходных активов (D_a) и привлеченных средств (Π_c).

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

- **Коэффициент активности использования привлеченных средств в кредитный портфель.** Удельный вес кредитного портфеля (КР) в привлеченных средствах (Π_k).

$$K_{ДСКР} = \left(\frac{КР}{\Pi_c} \right)$$

• **Коэффициент доходных активов.** Удельный вес доходных активов (A_d) в общих активах (A_o)

$$K_{да} = \left(\frac{A_d}{A_o} \right)$$

• **Коэффициент кредитной активности инвестиций в кредитный портфель.** Удельный вес кредитного портфеля (KP) в общих активах (A_o).

$$K_{кра} = \left(\frac{KP}{A_o} \right)$$

• **Коэффициент общей инвестиционной активности в ценные бумаги и доленое участие.** Удельный вес портфеля ценных бумаг и паев ($ЦБП$) в общих активах (A_o).

$$K_{иа} = \left(\frac{ЦБП}{A_o} \right)$$

• **Коэффициент инвестиций в доходных активах.** Удельный вес инвестиций ($ЦБП$) в доходных активах (A_d).

$$K_{ида} = \left(\frac{ЦБП}{A_d} \right)$$

• **Коэффициент проблемных кредитов.** Удельный вес проблемных (просроченных и безнадежных) кредитов ($KP_{пб}$) в кредитном портфеле в целом (KP).

$$K_{пкр} = \left(\frac{KP_{пб}}{KP} \right)$$

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

$$K_{мл} = \left(\frac{K_{кр} + K_a}{D} \right)$$

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

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

• **Коэффициент отношения высоколиквидных в рабочих активах.**

Характеризует удельный вес высоколиквидных активов ($A_{\text{ВЛ}}$) в рабочих активах ($A_{\text{Р}}$).

$$K_{\text{свр}} = \left(\frac{A_{\text{ВЛ}}}{A_{\text{Р}}} \right)$$

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

$$K_{\text{рл}} = \left(\frac{A_{\text{Д}}}{O_{\text{общ}}} \right)$$

• **Коэффициент ликвидного соотношения выданных кредитов и привлеченных депозитов (для определения несбалансированной ликвидности).** Раскрывает, насколько выданные кредиты ($K_{\text{Р}}$) обеспечены всем привлеченным депозитам ($Д$) (есть несбалансированная ликвидность).

$$K_{\text{скзд}} = \left(\frac{K_{\text{Р}}}{Д} \right)$$

• **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 ($\Pi_{\text{б}}$) на 1 грн дохода ($Д_3$).

$$K_1 = \frac{\Pi_{\text{б}}}{Д_3}$$

• **Окупаемость затрат доходами.** Размер дохода ($Д_3$) на 1 грн расходов ($В_3$).

$$K_2 = \frac{D_3}{B_3}$$

• **Чистая процентная маржа.** Раскрывает уровень доходности активов процентной разницы.

$$K_3 = \frac{P_1 - P_2}{A_1} \cdot 100,$$

где P_1 – процентный доход; P_2 – процентные издержки; A_1 – средние общие активы.

• **Чистый спрэд.** Раскрывает уровень доходности активов от процентных операций.

$$K_4 = \left(\frac{P_3 \cdot 100}{T_1} \right) - \left(\frac{P_4 \cdot 100}{P_5} \right),$$

где P_3 – проценты полученные; T_1 – займ предоставленный; P_4 – проценты уплаченные; P_5 – подпроцентные депозиты.

• **«Мертвая точка» доходности банка.** Показывает минимальную доходную маржу для покрытия всех расходов, после чего банк начинает зарабатывать прибыль.

$$K_6 = \frac{B_H - D_H}{A_3 - A_H}$$

• **Производительность труда,** грн. Уровень дохода (D_3) на одного среднегодового работника (CP)

$$K_7 = \frac{D_3}{CP}$$

• **Рентабельность активов, %.** Уровень окупаемости чистой прибыли ($ЧП$) среднегодовых активов в целом ($\bar{A}_{\text{заг}}$).

$$K_8 = \frac{ЧП}{\bar{A}_{\text{заг}}}$$

• **Рентабельность доходных активов.** Уровень окупаемости чистой прибылью ($ЧП$) среднегодовых активов (\bar{A}_d).

$$K_9 = \frac{ЧП}{\bar{A}_d}$$

• **Рентабельность общего капитала.** Уровень окупаемости чистой прибылью (ЧП) среднегодового капитала ($\bar{K}_{\text{зар}}$).

$$K_{10} = \frac{\text{ЧП}}{\bar{K}_{\text{зар}}}$$

• **Производительность труда среднегодового работника.** Уровень чистой прибыли (ЧП) на одного среднегодового работника (СР).

$$K_{13} = \frac{\text{ЧП}}{\text{СР}}$$

Собранные показатели были использованы как при применении нечетких нейронных сетей так и при проведении анализа четкими методами - методом Кромонава и методом АББ.

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

- 1, если не ожидается значительного ухудшения финансового состояния банка в ближайшем будущем
- 0, если ожидается введение временной администрации и / или ликвидация банка.

Вышеупомянутые данные о состоянии банков (после периода, за который взяты данные финансовой отчетности банков) были взяты с сайта НБУ. В частности, был собран перечень банков, в которые введена временная администрация или которые были ликвидированы после середины 2009 года.

Мировой финансовый кризис 2008-2010 годов также негативно отразился на деятельности европейских банков. Целью исследований было определить, какие показатели следует применять в моделях для получения прогнозируемых результатов, максимально близких к реальным. Поэтому, как и в случае украинских банков, был взят ряд финансовых показателей европейских банков согласно международному стандарту отчетности IFRS.

Были собраны ежегодные финансовые показатели около 300 банков за 2004-2008 годы. Источник данных - информационная система Bloomberg. Поскольку система Bloomberg содержит данные финансовой отчетности только

тех банков, которые котируются в этой системе, результирующая выборка включала в себя только крупнейшие банки Европы, поскольку именно такие обычно котируются в Bloomberg.

Итак, для анализа были взяты такие показатели отчетности европейских банков (описаны, как указано в системе Bloomberg):

- Assets
- Liabilities
- Cost
- Income
- Net Financial Result (Profit/Loss)
- Loan to Deposit Ratio
- Liquid Asset Ratio
- Asset Interest Yield
- Break Even Yield
- Net Interest Margin
- Return on Assets (ROA)
- Leverage Multiplier
- Return on Equity (ROE)
- Capital Adequacy Ratio
- Loan Loss Provision
- Total Loans
- Risk Adjusted Margin
- Overhead Burden Ratio
- Productivity Ratio
- Cost/Income Ratio
- Asset Yield
- Profit Margin
- Capital Assets Ratio
- NPL to Total Loans.

При этом выходными данными моделей для европейских банков было два значения:

- 1, если не ожидается значительного ухудшения финансового состояния (в частности, отрицательный финансовый результат) банка в ближайшем будущем
- 0, если ожидается отрицательный финансовый результат банка (убыток) в ближайшем будущем.

Вышеупомянутые исходные данные о состоянии банков (после периода, за который взяты данные финансовой отчетности банков - 2004-2008 гг.) были

также взяты из системы Bloomberg. В частности, был собран перечень банков, которые в 2009 понесли убытки, то есть имели отрицательный финансовый результат (Net Financial Result <0). Для корректного применения входных данных, они были нормированы от 0 до 1.

4.2 Нечеткие нейронные сети ANFIS и TSK

4.2.1 ННС ANFIS. Структура и алгоритм обучения

Рассмотрим адаптивную нечёткую систему с механизмом логического вывода, предложенного Сугено на базе правил ЕСЛИ-ТО [28, 44,78] , которая получила название сети ANFIS (*Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*). Данная система может быть успешно использована для настройки функции принадлежности и настройки базы правил в нечёткой экспертной системе. Ниже представлена модель нечёткого вывода Сугено и структурная схема сети ANFIS (рис. 4.1).

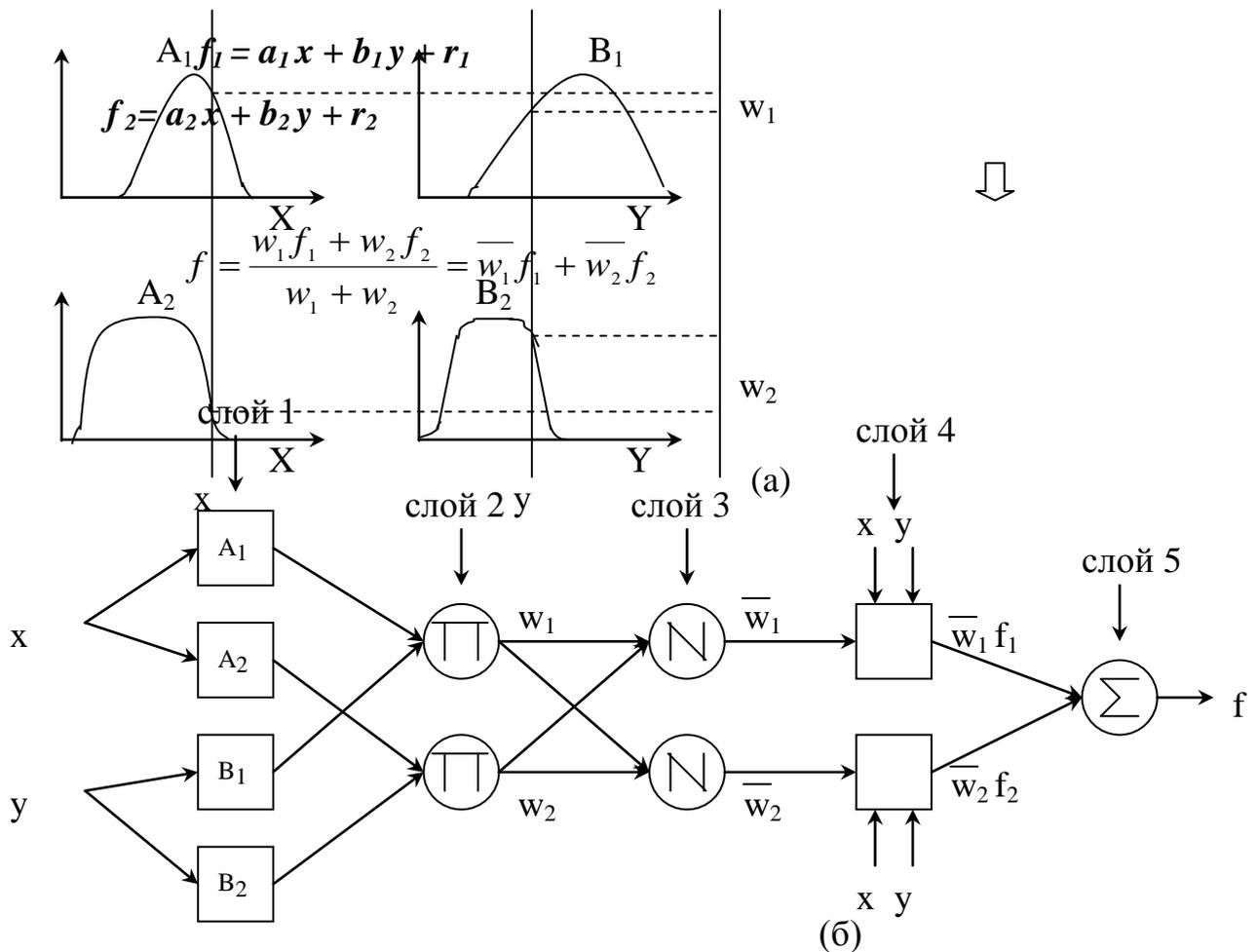


Рисунок 4.1 - (а) Схема логического вывода Сугено; (б) эквивалентная структура нейронной сети ANFIS.

ANFIS-система использует следующую базу правил:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{если } x = A_1 \text{ и } y = B_1 \text{ то } f_1 = a_1x + b_1y + r_1 \\ \text{если } x = A_2 \text{ и } y = B_2 \text{ то } f_2 = a_2x + b_2y + r_2, \\ \text{где } A_i \text{ и } B_i \text{ являются лингвистическими переменными.} \\ a_i, b_i, r_i - \text{некоторые константы.} \end{array} \right.$

Слой данной нечёткой нейронной сети выполняют такие функции:

Слой 1. Каждый нейрон данного слоя является нейроном, который преобразует входной сигнал x или y с помощью функции принадлежности (фаззификатор). Чаще всего используют колоколоподобную функцию

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]}, \quad (4.1)$$

или функцию Гаусса

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]. \quad (4.2)$$

Слой 2. Каждый нейрон в этом слое, отмеченный как П, осуществляет пересечение множества входных сигналов, моделируя логическую операцию AND и посылает на выход:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (4.3)$$

По сути, каждый нейрон представляет собой активирующую силу правила. Фактически любой оператор T -нормы, который обобщает операцию AND может быть использован в данных нейронах.

Слой 3. Каждый нейрон в этом слое вычисляет нормированную силу правила:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2. \quad (4.4)$$

Слой 4. На данном слое в нейронах формируются значения выходных переменных:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (a_i x + b_i y + r_i). \quad (4.5)$$

Слой 5. В последнем слое получаем выходной сигнал нейронной сети и выполняем дефаззификацию результатов:

$$O^5 = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}. \quad (4.6)$$

Нейронная сеть архитектуры ANFIS обучается с помощью метода градиентного спуска.

Воссоздание базы правил и настройка параметров функции принадлежности

В существующих системах с нечеткими нейронными сетями одним из важнейших вопросов является разработка оптимального метода настройки нечеткой базы правил, исходя из обучающей выборки, для получения конструктивных и оптимальных моделей нечетких систем с дальнейшим использованием в практических системах. В основном нечеткие правила описываются экспертами или операторами согласно их знаниям и опыту о соответствующих процессах. Но в случае разработки нечетких систем иногда довольно тяжело или почти невозможно сразу получить четкие правила или функции принадлежности (membership functions) вследствие неясности, неполноты или сложности систем.

Основной характерной чертой данного подхода является то, что настройка параметров нечетких правил осуществляется без модификации таблицы правил. Без потери общности рассмотрим данный алгоритм на модели, которая содержит две входные лингвистические (x_1, x_2) и одну выходную переменную y . Схема сети приведена на рис. 4.2.

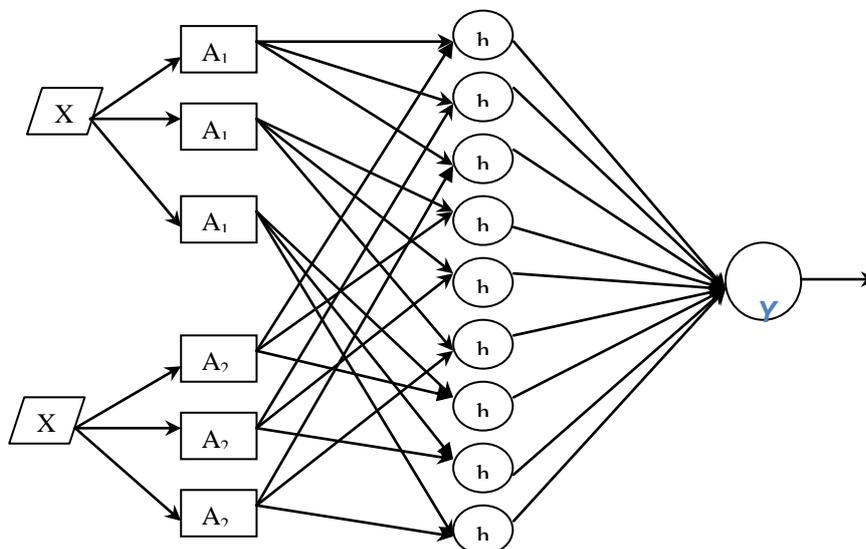


Рисунок 4.2 - Структура нейронной нечеткой сети ANFIS

Пусть у нас есть база правил, которая содержит все возможные комбинации A_{1i} и A_{2j} ($i=1 \dots r$; $j=1 \dots k$) такие, что:

<i>Правило</i>	<i>1:</i>	$A_{11}, A_{21} \Rightarrow y_1,$
	<i>2:</i>	$A_{11}, A_{22} \Rightarrow y_2,$
		...
	<i>k:</i>	$A_{11}, A_{2k} \Rightarrow y_k,$
	<i>k+1:</i>	$A_{12}, A_{21} \Rightarrow y_{k+1},$
		...
	<i>2k:</i>	$A_{12}, A_{2k} \Rightarrow y_{2k},$
<i>Правило</i>		...
	<i>(i-1)k+j:</i>	$A_{1i}, A_{2j} \Rightarrow y_{(i-1)k+j},$
		...
<i>Правило</i>	<i>r×k:</i>	$A_{1r}, A_{2k} \Rightarrow y_{r×k},$

где A_{1i} и A_{2j} - нечеткие множества для переменных соответственно X_1 и X_2 , а $y_{(i-1)k+j}$ - действительное число с Y .

Очевидно, что данный набор правил можно представить в виде таблицы:

$x_1 \backslash x_2$	A_{21}	A_{22}	A_{2j}	...	A_{2k}	
A_{11}	y_1	y_2	...	y_j	...	y_k
A_{12}	y_{k+1}	y_{k+2}	...	y_{k+j}		y_{2k}
...
A_{1i}	$y_{(i-1)k+j}$		
...	
A_{1r}	$y_{(r-1)k+1}$	y_{rk}

Исходя из вышесказанного, если нам дан набор величин (x_1, x_2) , то согласно нечеткой базе правил, выход y может быть получен на основе методов нечеткой логики.

Прежде всего, обозначим степень выполнения условий следующим образом:

$$h_{(i-1)k+j} = A_{1i}(x_1)A_{2j}(x_2). \quad (4.7)$$

Согласно центроидному методу также запишем:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j} y_{(i-1)k+j}}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j}} = \frac{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k A_{1i}(x_1)A_{2j}(x_2) y_{(i-1)k+j}}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k A_{1i}(x_1)A_{2j}(x_2)}. \quad (4.8)$$

В случае обучения системы с помощью обучающей выборки $(x_1, x_2; y^*)$, ошибка системы может быть описана как $E = (y^* - y)^2/2$.

Исходя из описания нечетких величин для A_{1i} имеем a_{1i} – центр функции принадлежности, а b_{1i} – ширину для данной функции, аналогично для A_{2j} имеем a_{2j} и b_{2j} . Согласно методу *градиентного спуска* для минимизации ошибки выхода E можно записать формулы для расчета коэффициентов a_{1i} , a_{2j} , b_{2j} и $y_{(i-1)k+j}$ ($i=1,2,\dots,r; j=1,2,\dots,k$) следующим образом:

$$\begin{aligned} a_{1i}(t+1) &= a_{1i}(t) - \alpha \partial E / \partial a_{1i}(t) = \\ &= a_{1i}(t) - \alpha (\partial E / \partial y) (\partial y / \partial h_{(i-1)k+j}) (\partial h_{(i-1)k+j} / \partial A_{1i}) (\partial A_{1i} / \partial a_{1i}(t)) = \\ &= a_{1i}(t) + \frac{\alpha (y^* - y) [\sum_{j=1}^k (y_{(i-1)k+j} - y) A_{2j}] (\partial A_{1i} / \partial a_{1i}(t))}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j}}, \end{aligned} \quad (4.9)$$

$$\begin{aligned} b_{1i}(t+1) &= b_{1i}(t) - \beta \partial E / \partial b_{1i}(t) = \\ &= b_{1i}(t) - \beta (\partial E / \partial y) (\partial y / \partial h_{(i-1)k+j}) (\partial h_{(i-1)k+j} / \partial A_{1i}) (\partial A_{1i} / \partial b_{1i}(t)) = \\ &= b_{1i}(t) + \frac{\beta (y^* - y) [\sum_{j=1}^k (y_{(i-1)k+j} - y) A_{2j}] (\partial A_{1i} / \partial b_{1i}(t))}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j}}, \end{aligned} \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} a_{2j}(t+1) &= a_{2j}(t) - \alpha \partial E / \partial a_{2j}(t) = \\ &= a_{2j}(t) - \alpha (\partial E / \partial y) (\partial y / \partial h_{(i-1)k+j}) (\partial h_{(i-1)k+j} / \partial A_{2j}) (\partial A_{2j} / \partial a_{2j}(t)) = \\ &= a_{2j}(t) + \frac{\alpha (y^* - y) [\sum_{i=1}^r (y_{(i-1)k+j} - y) A_{1i}] (\partial A_{2j} / \partial a_{2j}(t))}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j}}, \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned}
b_{2j}(t+1) &= b_{2j}(t) - \beta \partial E / \partial b_{2j}(t) = \\
&= b_{2j}(t) - \beta (\partial E / \partial y) (\partial y / \partial h_{(i-1)k+j}) (\partial h_{(i-1)k+j} / \partial A_{2j}) (\partial A_{2j} / \partial b_{2j}(t)) = \\
&= b_{2j}(t) + \frac{\beta (y^* - y) [\sum_{i=1}^r (y_{(i-1)k+j} - y) A_{1i}] (\partial A_{2j} / \partial b_{2j}(t))}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j}},
\end{aligned} \tag{4.12}$$

$$\begin{aligned}
y_{(i-1)k+j}(t+1) &= y_{(i-1)k+j}(t) - \gamma \partial E / \partial y_{(i-1)k+j}(t) = y_{(i-1)k+j}(t) - \gamma (\partial E / \partial y) (\partial y / \partial y_{(i-1)k+j}(t)) = \\
&= y_{(i-1)k+j}(t) + \frac{\gamma (y^* - y) h_{(i-1)k+j}}{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k h_{(i-1)k+j}},
\end{aligned} \tag{4.13}$$

где α , β , γ - скорость обучения, а t - означает итерацию в процессе обучения.

4.2.2 ННС TSK. Гибридный алгоритм обучения

Обобщением нейронной сети ANFIS является нечеткая нейронная сеть TSK (Takagi, Sugeno, Kang'a). Обобщенную схему вывода в модели TSK при использовании M правил и N переменных x_j можно представить в следующем виде [28, 44]:

$$R_1 : \text{если } x_1 \in A_1^{(1)}; x_2 \in A_2^{(1)}, \dots, x_n \in A_n^{(1)}, \text{ то } y_1 = p_{10} + \sum_{j=1}^N p_{1j} x_j;$$

$$R_M : \text{если } x_1 \in A_1^{(M)}; x_2 \in A_2^{(M)}, \dots, x_n \in A_n^{(M)}, \text{ то } y_M = p_{M0} + \sum_{j=1}^N p_{Mj} x_j;$$

где $A_i^{(k)}$ - значение лингвистической переменной x_i для правила R_k с ФП (функцией принадлежности)

$$\mu_A^{(k)}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c_i^{(k)}}{\sigma_i^{(k)}} \right)^{2b_i^{(k)}}}. \tag{4.14}$$

$$i = \overline{1, N}; k = \overline{1, M}.$$

В нечеткой сети TSK пересечение условий правила R_k определяется ФП в

$$\text{форме произведения, т.е. } \mu_A^{(k)}(x) = \prod_{j=1}^N \left[\frac{1}{1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}}} \right]. \quad (4.15)$$

При M правилах вывода композиция исходных результатов сети определяется по следующей формуле (аналогично выводу Сугено):

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^M w_k y_k(x)}{\sum_{k=1}^M w_k}, \quad (4.16)$$

где $y_k(x) = p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj} x_j$. Присутствующие в этом выражении веса w_k

интерпретируются как степень исполнения условий правила:

$w_k = \mu_A^{(k)}(x)$, которые задаются формулами (4.15).

Нечеткая нейронная сеть TSK, которая реализует вывод в соответствии с (4.16) задается многослойной структурной сетью, представленной на рисунке 4.3. В такой сети выделяются 5 слоев:

1. Первый слой выполняет раздельную фаззификацию каждой переменной x_i , $i = 1, 2, \dots, N$, определяя для каждого k -го правила вывода значение ФП $\mu_A^{(k)}(x_i)$ в соответствии с функцией фаззификации, которая применяется, например (4.14). Это параметрический слой с параметрами $c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)}$, которые подлежат адаптации в процессе обучения.

2. Второй слой выполняет агрегирование отдельных переменных x_i , определяя результирующую степень принадлежности

$w_k = \mu_A^{(k)}(x)$ для вектора x условиям k -го правила. Это не параметрический слой.

3. Третий слой представляет собой генератор функций TSK, в котором рассчитываются значения $y_k(x) = p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj} x_j$. В этом слое также происходит умножение функций $y_k(x)$ на w_k , сформированных на предыдущем слое. Это параметрический слой, в котором адаптации подлежат линейные параметры (веса) p_{k0}, p_{kj} для $j = \overline{1, N}, k = \overline{1, M}$, определяющие функции последствий правил.

4. Четвертый слой составляют 2 нейрона-сумматора, один из которых рассчитывает взвешенную сумму сигналов $y_k(x)$, а второй определяет сумму весов $\sum_{k=1}^M w_k$.

5. Пятый слой состоит из единственного выходного нейрона. В нем веса подлежат нормализации и вычисляется выходной сигнал $y(x)$ в соответствии с выражением

$$y(x) = \frac{f_1}{f_2} = \frac{\sum_{k=1}^M w_k y_k(x)}{\sum_{k=1}^M w_k}. \quad (4.17)$$

Это также не параметрический слой.

Из приведенного описания следует, что нечеткая сеть TSK содержит только 2 параметрических слоя (первый и третий), параметры которых уточняются в процессе обучения. Параметры первого слоя $(c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)})$ будем называть нелинейными, а параметры третьего слоя $\{p_{kj}\}$ - линейными весами. Общее выражение для функциональной зависимости (4.17) для сети TSK задается так:

$$y(x) = \frac{1}{\sum_{k=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j)} \sum_{k=1}^M \left(p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj} x_j \right) \prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j) \quad (4.18)$$

Если принять, что в конкретный момент времени параметры условий фиксированные, то функция $y(x)$ является линейной относительно переменной x_j .

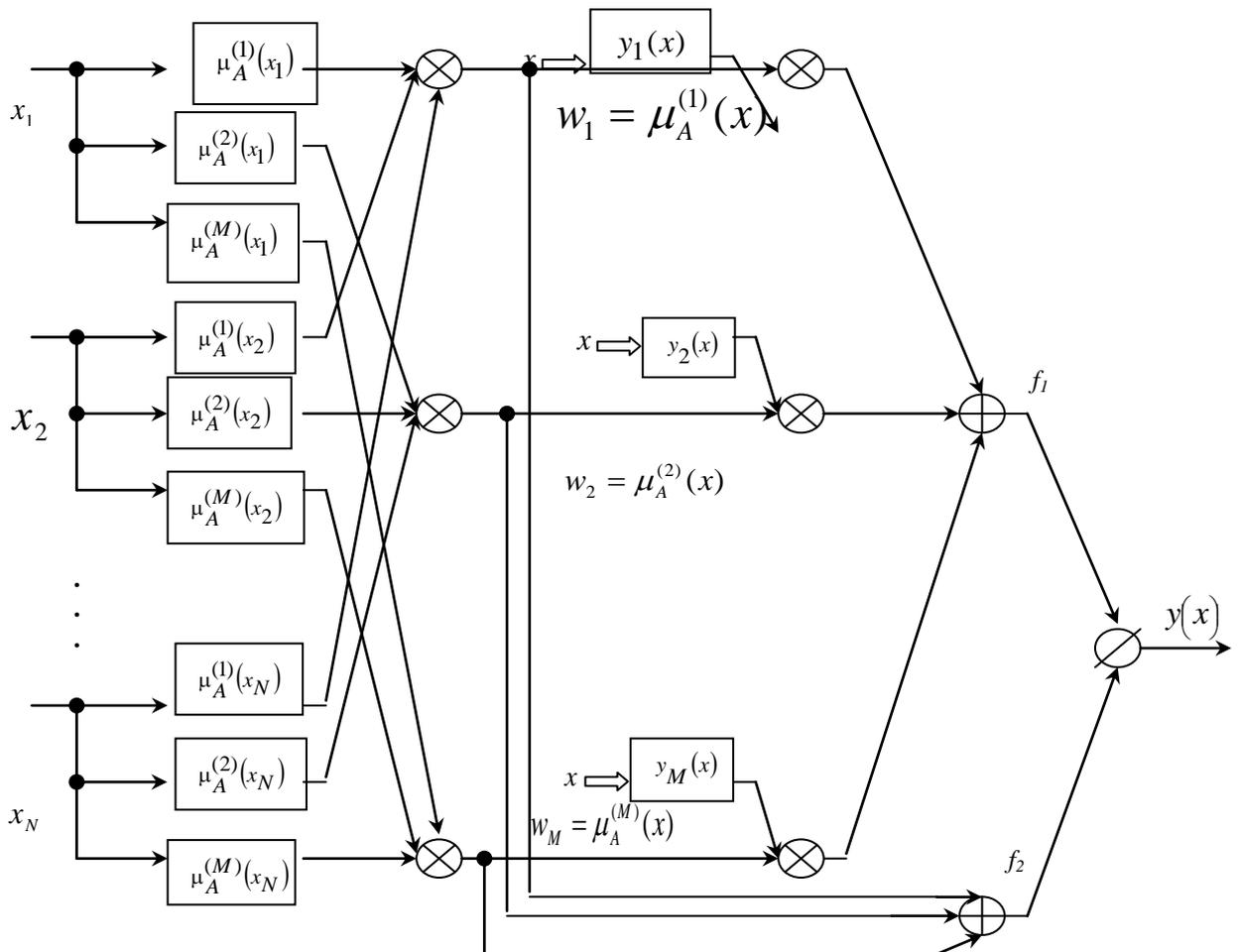


Рисунок 4.3 - Структура нечеткой нейронной сети TSK

При наличии N входных переменных каждое правило R_k формулирует $(N+1)$ переменную $p_j^{(k)}$ линейной зависимости $y_k(x)$. При M правилах вывода имеем $M(N+1)$ линейных параметров сети. В свою очередь каждая ФП использует 3 параметра (c, σ, b) , которые подлежат адаптации. При M правилах вывода получаем $3MN$ нелинейных параметров. В сумме это дает $M(4N+1)$

линейных и нелинейных параметров, значения которых должны определяться в процессе обучения. Это очень большое значение.

С целью сокращения числа параметров, подлежащих адаптации, оперируют с меньшим числом ФП. В частности, можно принять, что часть параметров ФП одной переменной $\mu_A^{(k)}(x_j)$ фиксируется, например $\sigma_j^{(k)}$ и $b_j^{(k)}$.

Рассмотрим гибридный алгоритм обучения ННС, который применяется как для сетей TSK, так и для сетей Ванга-Менделя (у которых все $p_{kj} = 0$, а $p_{k0} = v_k$) [28, 70].

В гибридном алгоритме параметры, которые подлежат адаптации, делятся на 2 группы. Первая из них состоит из линейных параметров p_{kj} третьего слоя, а вторая группа – из параметров нелинейной ФП первого слоя. Уточнение параметров происходит в два этапа.

На первом этапе при фиксации отдельных значений параметров функции принадлежности (в первом цикле – это значения, которые получены путем инициализации), решая систему линейных уравнений, рассчитываются линейные параметры p_{kj} полинома TSK. При известных значениях ФП зависимость для выхода можно представить в виде линейной формы относительно параметров p_{kj} :

$$y_k(x) = \sum_{k=1}^M w_k' \left(p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj} x_j \right), \quad (4.19)$$

где

$$w_k' = \frac{\prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j)}{\sum_{r=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_A^{(r)}(x_j)}, k = \overline{1, M}. \quad (4.20)$$

При размерности обучающей выборки $L(x^{(l)}, d^{(l)}), (l=1,2,\dots,L)$ и замене выходного сигнала сети ожидаемым значением $d^{(l)}$ получим систему из L линейных уравнений вида:

$$\begin{bmatrix} w_{11} & w_{11}x_1^{(1)} & \dots & w_{11}x_N^{(1)} & \dots & w_{1M} & w_{1M}x_1^{(1)} & \dots & w_{1M}x_N^{(1)} \\ w_{21} & w_{21}x_1^{(2)} & \dots & w_{21}x_N^{(2)} & \dots & w_{2M} & w_{2M}x_1^{(2)} & \dots & w_{2M}x_N^{(2)} \\ \dots & \dots \\ w_{L1} & w_{L1}x_1^{(L)} & \dots & w_{L1}x_N^{(L)} & \dots & w_{LM} & w_{LM}x_1^{(L)} & \dots & w_{LM}x_N^{(L)} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p_{10} \\ p_{11} \\ \dots \\ p_{1N} \\ \dots \\ p_{M0} \\ p_{M1} \\ \dots \\ p_{MN} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d^{(1)} \\ d^{(2)} \\ \dots \\ d^{(L)} \end{bmatrix}, \quad (4.21)$$

где $w_{\ell i}$ означает уровень активации (вес) условия i -го правила при предъявлении ℓ -го входного вектора x^ℓ . Это выражение можно записать в матричном виде:

$$Ap = d.$$

Размерность матрицы A равняется $L(N+1)M$. При этом количество строк L обычно бывает значительно больше количества столбцов $(N+1)M$. Решение этой системы уравнений можно получить как обычными методами, так и за один шаг, используя псевдоинверсию матрицы A :

$$p = A^+d,$$

где A^+ - псевдоинверсная матрица.

На втором этапе после фиксации значений линейных параметров p_{kj} рассчитываются фактические выходные сигналы $y^{(\ell)}, \ell=1,2,\dots,L$, для этого используется линейная зависимость:

$$y^{(L)} = Ap. \quad (4.22)$$

После этого рассчитывается вектор ошибки $\varepsilon = (y - d)$ и критерий

$$E = \frac{1}{2} \sum_{\ell=1}^L \left(y(x^{(\ell)}) - d^{(\ell)} \right)^2.$$

Сигналы ошибок направляются через сеть в обратном порядке согласно методу BackPropagation вплоть до первого слоя, где могут быть рассчитаны компоненты вектора градиента целевой функции относительно параметров $c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)}$. После вычисления вектора градиента делается шаг спуска градиентным методом. Соответствующие формулы обучения (для самого простого метода быстрого спуска) принимают вид:

$$c_j^{(k)}(n+1) = c_j^{(k)}(n) - \eta_c \frac{\partial E(n)}{\partial c_j^{(k)}}, \quad (4.23)$$

$$\sigma_j^{(k)}(n+1) = \sigma_j^{(k)}(n) - \eta_\sigma \frac{\partial E(n)}{\partial \sigma_j^{(k)}}, \quad (4.24)$$

$$b_j^{(k)}(n+1) = b_j^{(k)}(n) - \eta_b \frac{\partial E(n)}{\partial b_j^{(k)}}, \quad (4.25)$$

где n – номер итерации.

После уточнения нелинейных параметров снова запускается процесс адаптации линейных параметров функции TSK (первый этап) и нелинейных параметров (второй этап). Этот цикл продолжается до тех пор пока не стабилизируются все параметры процесса.

Формулы (4.23)-(4.25) требуют расчета градиента целевой функции относительно параметров ФП. Окончательный вид этих формул зависит от вида ФП. Например, при использовании обобщенной колоколообразной функции:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^{2b}} \quad (4.26)$$

соответствующие формулы градиента целевой функции для одной пары данных (x, d) принимают вид [28, 44]:

$$\frac{\partial E}{\partial c_j^{(k)}} = (y(x) - d) \sum_{r=1}^M \left(p_{r0} + \sum_{j=1}^N p_{rj} x_j \right) \cdot \frac{\partial w_r'}{\partial c_j^{(k)}}, \quad (4.27)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_j^{(k)}} = (y(x) - d) \sum_{r=1}^M \left(p_{r0} + \sum_{j=1}^N p_{rj} x_j \right) \cdot \frac{\partial w_r'}{\partial \sigma_j^{(k)}},$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^{(k)}} = (y(x) - d) \sum_{r=1}^M \left(p_{r0} + \sum_{j=1}^N p_{rj} x_j \right) \cdot \frac{\partial w_r'}{\partial b_j^{(k)}}.$$

Производные $\frac{\partial w_r'}{\partial c_j^{(k)}}$, $\frac{\partial w_r'}{\partial \sigma_j^{(k)}}$, $\frac{\partial w_r'}{\partial b_j^{(k)}}$, полученные на основе зависимостей

(4.20) принимают следующий вид:

$$\frac{\partial w_r'}{\partial c_j^{(k)}} = \frac{\delta_{rk} m(x_j) - \ell(x_j)}{[m(x_j)]^2} \prod_{i=1, i \neq j}^M \frac{\left[\frac{2b_j^{(k)} \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)} - 1}}{\sigma_j^{(k)}} \right]}{\left[1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}} \right]^2} \mu_A^{(k)}(x_i), \quad (4.28)$$

$$\frac{\partial w_r'}{\partial \sigma_j^{(k)}} = \frac{\delta_{rk} m(x_j) - \ell(x_j)}{[m(x_j)]^2} \prod_{i=1, i \neq j}^M \frac{\left[\frac{2b_j^{(k)} \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}}}{\sigma_j^{(k)}} \right]}{\left[1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}} \right]^2} \mu_A^{(k)}(x_i),$$

$$\frac{\partial w_r'}{\partial b_j^{(k)}} = \frac{\delta_{rk} m(x_j) - \ell(x_j)}{[m(x_j)]^2} \prod_{i=1, i \neq j}^M \frac{\left[-2 \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}} \ln \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right) \right]}{\left[1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}} \right]^2} \mu_A^{(k)}(x_i),$$

для $r = 1, 2, \dots, M$, где δ_{rk} - дельта Кронекера,

$$\ell(x_j) = \prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j); \quad m(x_j) = \sum_{k=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j).$$

При практической реализации гибридного метода обучения нечетких сетей доминирующим фактором их адаптации считается первый этап, на котором веса p_{kj} подбираются с использованием псевдоинверсии за один шаг.

Для уравнивания его влияния второй этап много раз повторяется в каждом цикле.

Представленный гибридный алгоритм – один из наиболее эффективных способов обучения нечетких нейронных сетей. Его характерной чертой является разделение процесса на два отделенных во времени этапа. Если учитывать, что расчетная сложность каждого алгоритма оптимизации нелинейно зависит от количества параметров, которые подлежат оптимизации, то уменьшение размерности задач оптимизации значительно сокращает объем расчетных операций и повышает скорость сходимости алгоритма. Благодаря этому гибридный алгоритм является более эффективным в сравнении с обычным градиентным методом.

4.3 Применение нечетких нейронных сетей ANFIS и TSK для прогнозирования финансового состояния украинских банков

Для прогнозирования риска банкротства банков были использованы нечеткие нейронные сети ANFIS и TSK. 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 2008-2009 годов. Выходом сети является значение 1 или -1, что соответственно означает 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 на результат прогноза. Во время экспериментов были получены следующие практические результаты:

Первая группа экспериментов использовала данные за период январь 2008 года и анализировалось возможное банкротство на начало 2010 года (то есть за 2 года до возможного банкротства).

Эксперимент №1.

Обучающая выборка = 120 банков Украины;

Тестовая выборка = 50 банков;

Количество правил = 5

Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков):

- Assets
- Capital
- Cash (liquid assets)
- Households deposits
- Liabilities

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.1.

Таблица 4.1—Результаты работы сети TSK

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

Эксперимент №2.

Обучающая выборка = 120 банков Украины;

Тестовая выборка = 50 банков;

Количество правил = 5

Входные переменные (показатели финансовой отчетности банков) такие же.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS, были получены результаты, которые отражены в таблице 4.2.

Таблица 4.2—Результаты работы сети ANFIS

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

Как видно при сравнении таблиц 4.1 на 4.2, нейронная сеть TSK дает более точные результаты, чем сеть ANFIS.

Эксперимент №3.

Следующий эксперимент 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 банков):

те же , что и ранее.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в таблице 4.3.

Таблица 4.3—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	6
%% ошибок	12%
Ошибок 1-го рода	1
Ошибок 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 таблице 4.4.

Таблица 4.4—Результаты работы сетиANFIS

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

В таблице 4.5 представлен сравнительный анализ результатов прогноза в зависимости от количества правил, которые используются для каждой входной переменной. На рис. 4.4 отражена графическая интерпретация результатов прогнозирования.

Таблица 4.5 - Сравнительный анализ сетей 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

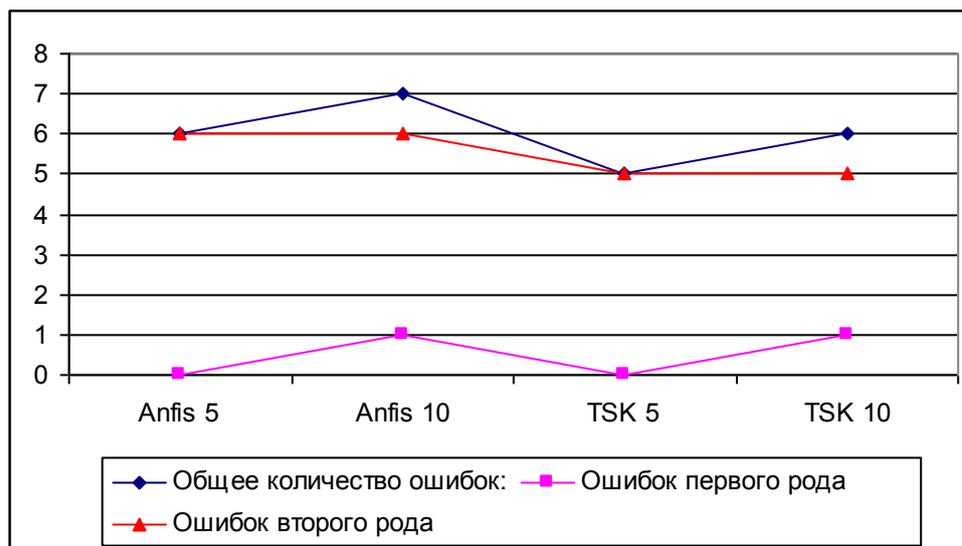


Рисунок 4.4 - Графическая интерпретация результатов

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):

- Assets
- Capital
- Cash (liquid assets)
- Households deposits
- Liabilities

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK, были получены результаты, которые отражены в таблице 4.6.

Таблица 4.6—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	7
%% ошибок	10%
Ошибка 1-го рода	1
Ошибка 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 таблице 4.7.

Таблица 4.7—Результаты работы сети ANFIS

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

В результате можно сделать следующие выводы:

1. Сеть TSK дает более точные результаты, чем сеть ANFIS.
2. Изменение количества правил в проверочной и учебной выборках не имеет значительного влияния на результаты прогнозирования.
3. Увеличение количества правил не приводит к существенному улучшению результатов прогнозирования.

Следующая группа экспериментов была посвящена поиску оптимальных входных данных для прогнозирования. Период данных - январь 2008.

Эксперимент №7.

- Обучающая выборка = 100 банков Украины;
- Тестовая выборка = 70 банков;
- 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 таблице 4.8.

Таблица 4.8—Результаты работы сети TSK

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

Эксперимент №8.

- 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 * Обязательства до востребования)
- Кросс-коэффициент (Суммарные обязательства * Обязательства / Активы работающие)
- Генеральный коэффициент ликвидности ((Ликвидные активы + защищен капитал + средства в фонде обязательно * языковых резервов) / Суммарные обязательства * Обязательства)
- Коэффициент фондовой капитализации прибыли (Собственный капитал / Уставной фонд)

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.9.

Таблица 4.9—Результаты работы сети TSK

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

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

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 - отношение 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 таблице 4.10.

Таблица 4.10—Результаты работы сети TSK

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

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

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 * Обязательства до востребования)
- Кросс-коэффициент (Суммарные обязательства * Обязательства / Активы работающие)
- Генеральный коэффициент ликвидности ((Ликвидные активы + защищен. капитал + средства в фонде обязательно * языковых резервов) / Суммарные обязательства * 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 таблице 4.11.

Таблица 4.11—Результаты работы сети TSK

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

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

В таблице 4.12 представлен сравнительный анализ результатов прогноза в зависимости от входного набора данных. На рис. 4.5 отражена графическая интерпретация результатов прогнозирования.

Таблица 4.12—Зависимость результата прогноза от набора входных показателей

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

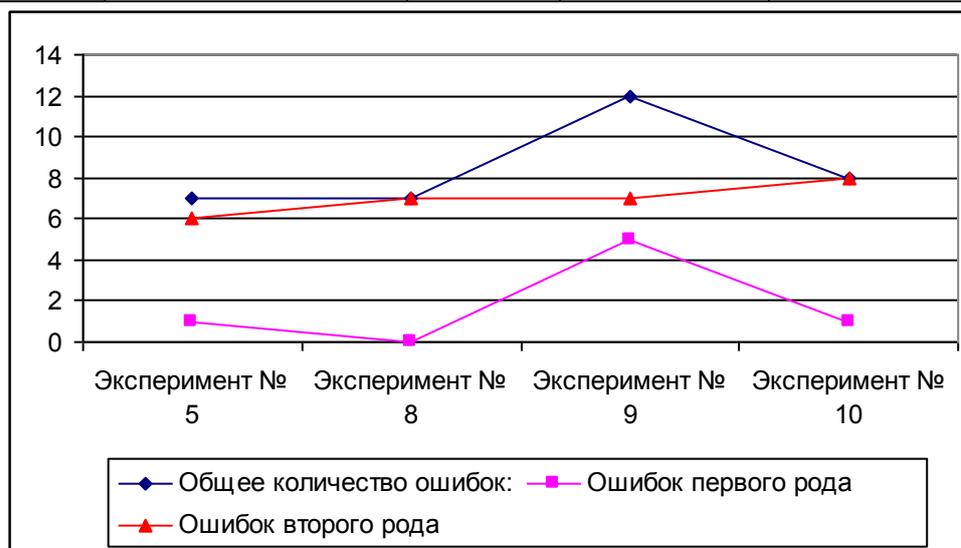


Рисунок 4.5 - Графическая интерпретация результатов

Далее был проведен ряд экспериментов, которые были направлены на определение влияния периода входных данных на результат. Было предложено рассмотреть период, значительно ближе к возможному банкротству, а именно июль 2009 года, то есть за 6 месяцев до возможного банкротства.

Эксперимент №11.

- Обучающая выборка = 100 банков Украины;
- Тестовая выборка = 70 банков;
- Количество правил = 10.

Входные переменные (те же, что и в эксперименте 10).

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.13.

Таблица 4.13—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	7
%% ошибок	10%
Ошибок 1-го рода	3
Ошибок 2-го рода	4

Эксперимент №12.

- Обучающая выборка = 100 банков Украины;
- Тестовая выборка = 70 банков;
- Количество правил = 5.

Входные переменные те же, что в предыдущем эксперименте 10.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.14.

Таблица 4.14—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	5
%% ошибок	7%
Ошибок 1-го рода	0
Ошибок 2-го рода	5

В таблице 4.15 представлен сравнительный анализ результатов прогноза в зависимости от периода входного набора данных.

Таблица 4.15—Зависимость результата прогноза от набора входных показателей

Эксперимент: Период количество правил	Общее количество ошибок	Ошибок 1-го рода	Ошибок 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%

Выводы

1. После проведения ряда экспериментов были получены данные, которые обеспечивают наиболее точный прогноз при их использовании в качестве входных переменных в сети TSK. Такими данными являются:

- Генеральный коэффициент надежности (Собственный капитал / Активы работающие)
- Коэффициент мгновенной ликвидности (Ликвидные активы / Обязательства * Обязательства до востребования)
- Кросс-коэффициент (Суммарные обязательства * Обязательства / Активы работающие)
- Генеральный коэффициент ликвидности ((Ликвидные активы + защищен. капитал + средства в фонде обязательно * языковых резервов) / Суммарные обязательства * Обязательства)
- Коэффициент фондовой капитализации прибыли (Собственный капитал / Уставной фонд)

2. При изменении периода входных данных был получен более точный прогноз при приближении периода к дате предполагаемого банкротства.

4.4. Применение нечетких нейронных сетей для прогнозирования финансового состояния европейских банков

Целью настоящего исследования является определение показателей, которые были характерны для европейских банков и могут быть использованы для прогнозирования риска банкротства с использованием нейронных сетей ANFIS и TSK.

Входными данными сетей были показатели финансовой отчетности крупнейших по размеру активов европейских банков. Эти данные были получены из системы Bloomberg. Период данных, которые были использованы на входе системы - 2004 - 2008 годы. Определялось возможное банкротство банков на 2009 год.

Были рассмотрены показатели 165 банков, среди которых более 20 показали ухудшение финансового положения в 2008 году, что позволяет адекватно использовать нейронные сети при прогнозировании банкротства.

4.4.1 Сравнительный анализ работы сетей ANFIS и TSK при прогнозировании финансового состояния европейских банков

После проведения серий экспериментов был определен набор данных, при применении которых в качестве входных показателей нейронная сеть TSK дала лучшие результаты прогнозирования среди рассмотренных.

Эти показатели приведены ниже:

- $\text{Debt/Assets} = (\text{Short-term debt} + \text{Long-term debt}) / \text{Total Assets}$
- Loans to Deposits
- $\text{Net Interest Margin (NIM)} = \text{Net Interest income} / \text{Earning Assets}$
- $\text{Return on Equity (ROE)} = \text{Net Income} / \text{Stockholder Equity}$
- $\text{Return on Assets (ROA)} = \text{Net Income} / \text{Assets Equity}$
- $\text{Cost/Income} = \text{Operating expenses} / \text{Operating Income}$
- $\text{Equity/Assets} = \text{Total Equity} / \text{Total Assets}$

Был проведен ряд экспериментов для определения влияния количества правил и периода данных на результат прогноза.

Эксперимент №13.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2004.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.16.

Таблица 4.16—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	8
%% ошибок	16%
Ошибок 1-го рода	0
Ошибок 2-го рода	8

Эксперимент №14.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2005.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.17.

Таблица 4.17—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	7
%% ошибок	14%
Ошибок 1-го рода	0
Ошибок 2-го рода	7

Эксперимент №15.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2006.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.18.

Таблица 4.18—Результаты работы сети TSK

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

Эксперимент №16.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2007.

В результате применения нечеткой нейронной сети TSK были получены результаты, которые отражены в таблице 4.19.

Таблица 4.19—Результаты работы сети TSK

Результаты:	
Общее количество ошибок	1
%% ошибок	2%
Ошибок 1-го рода	0
Ошибок 2-го рода	1

Аналогичные эксперименты были проведены для сети ANFIS.

Эксперимент №16.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2004.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS были получены результаты, которые отражены в таблице 4.20.

Таблица 4.20—Результаты работы сети ANFIS

Результаты:	
Общее количество ошибок	8
%% ошибок	16%
Ошибок 1-го рода	0
Ошибок 2-го рода	8

Эксперимент №17.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2005.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS были получены результаты, которые отражены в таблице 4.21.

Таблица 4.21—Результаты работы сети ANFIS

Результаты:	
Общее количество ошибок	8
%% ошибок	16%
Ошибок 1-го рода	1
Ошибок 2-го рода	7

Эксперимент №18.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2006.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS были получены результаты, которые отражены в таблице 4.22.

Таблица 4.22—Результаты работы сети ANFIS

Результаты:	
Общее количество ошибок	8
%% ошибок	2%
Ошибок 1-го рода	4
Ошибок 2-го рода	4

Эксперимент №19.

- Обучающая выборка = 115 банков Европы;
- Тестовая выборка = 50 банков;
- Количество правил = 5.

Период входных данных = 2007.

В результате применения нечеткой нейронной сети ANFIS были получены результаты, которые отражены в таблице 4.23.

Таблица 4.23—Результаты работы сети ANFIS

Результаты:	
Общее количество ошибок	4
%% ошибок	8%
Ошибок 1-го рода	0
Ошибок 2-го рода	4

Также были проведены эксперименты по определению влияния количества правил на результаты прогноза. Результаты для сети TSK отражены в таблице 4.24. Результаты зависимости точности прогноза от периода входных данных для сети ANFIS отражены в таблице 4.25.

Таблица 4.24—Сравнительный анализ результатов прогноза для сети TSK в зависимости от количества правил и от периода входных данных

Эксперимент: Период количество правил	Общее количество ошибок	%% ошибок	Ошибок 1-го рода	Ошибок 2-го рода
2004 - 5	8	16%	0	8
2005 – 5	7	14%	0	7
2006 – 5	5	10%	0	5
2007 – 5	1	2%	0	1
2004 - 10	8	16%	0	8
2005 – 10	8	16%	1	7
2006 – 10	11	22%	7	4
2007 – 10	4	8%	0	4

Таблица 4.25—Сравнительный анализ результатов прогноза для сети ANFIS в зависимости от количества правил и от периода входных данных

Эксперимент: Период количество правил	Общее количество ошибок	%% ошибок	Ошибок 1-го рода	Ошибок 2- го рода
2004 - 5	8	16%	0	8
2005 – 5	8	16%	1	7
2006 – 5	8	16%	4	4
2007 – 5	4	8%	0	4

Выводы

1. Сеть TSK при прогнозировании банкротства банков Европы дает лучшие результаты, чем сеть ANFIS.

2. Лучшими входными переменными для прогнозирования банкротства для сети TSK в случае европейских банков оказались:

- $\text{Debt/Assets} = (\text{Short-term debt} + \text{Long-term debt}) / \text{Total Assets}$
- Loans to Deposits
- $\text{Net Interest Margin (NIM)} = \text{Net Interest income} / \text{Earning Assets}$
- $\text{Return on Equity (ROE)} = \text{Net Income} / \text{Stockholder Equity}$
- $\text{Return on Assets (ROA)} = \text{Net Income} / \text{Assets Equity}$
- $\text{Cost/Income} = \text{Operating expenses} / \text{Operating Income}$
- $\text{Equity/Assets} = \text{Total Equity} / \text{Total Assets}$

3. Период входных данных влияет на результат прогноза.

4. Увеличение количества правил негативно отражается на результате прогноза.

4.5 Применение НМГУА для прогнозирования финансового состояния европейских банков

В ходе работы был также применен нечеткий метод группового учета аргументов (НМГУА) для прогнозирования финансового состояния европейских банков. В качестве входных переменных использовались те же показатели, что и в экспериментах с сетью TSK. Результатом работы метода является значениевыходной переменной, которая попадает в определенный интервал. В нашем 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 работе в качестве порога мы принимали середину выходного интервала и приводили ее к необходимому виду.

В таблице 4.26 отражены результаты прогнозирования в зависимости от периода входных данных.

Таблица 4.26—Сравнительный анализ результатов прогноза метода НМГУА в зависимости от периода входных данных

Период входных данных	Общее количество ошибок	% ошибок	Ошибок 1-го рода	Ошибок 2-го рода
2004	7	14%	0	7
2005	6	12%	1	5
2006	4	8%	1	3
2007	2	4%	0	2

Если сравнить результаты применения метода НМГУА с результатом работы нейронной сети TSK, можно увидеть, что нейронная сеть дает лучшие результаты при использовании входных данных за 1 год до возможного банкротства, но метод НМГУА работает лучше при использовании более давних данных, что дает ему преимущество в долгосрочном прогнозировании финансового состояния банков. В таблице 4.27 приведены сравнительные результаты прогнозирования риска банкротства при использовании различных методов.

Таблица 4.27 - Сравнительный анализ результатов прогноза банкротства банков Европы в зависимости от метода и периода прогнозирования

Методика(период)	Общее количество ошибок	% ошибок	Ошибок 1-го рода	Ошибок 2-го рода
ANFIS (за 1 год)	4	8%	0	4
TSK (за 1 год)	1	2%	0	1
НМГУА(за 1 год)	2	4%	0	2
ANFIS(за 2 года)	8	16%	4	4
TSK(за 2 года)	5	10%	0	5
НМГУА(за 2 года)	4	8%	1	3

4.6 Применение вероятностных моделей для прогнозирования финансового состояния европейских банков

Для сравнительного анализа применения нечетких подходов к проблеме прогнозирования ухудшения финансового состояния банков Европы с четкими методами был проведен регрессионный анализ линейных моделей. В качестве входных данных (независимых переменных) для линейных моделей были использованы переменные, которые определены как оптимальные при применении нечетких нейронных сетей а также показатель Net Financial Result, который непосредственно влияет на результат прогнозирования модели. Таким образом, наши входные данные - это 8 финансовых показателей 256 банков согласно их отчетности по международным стандартам:

- Debt/Assets – X1
- Loans/Deposits – X2
- NetInterestMargin – X3
- ROE (ReturnonEquity) – X4
- ROA (ReturnonAssets) – X5
- Cost/Income – X6
- Equity/Assets – X7
- Net Financial Result – X8

Входные данные были пронормированы от 0 до 1 перед применением в соответствующих моделях.

4.6.1 Регрессионные модели

Выборка была разбита на учебную (206 банков) и проверочную (50 банков). Результаты модели приведены в таблице 4.28.

Первая построенная модель - обычная линейная регрессионная модель для 206 банков, которая имеет вид:

$$Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X3 + C(5)*X4 + C(6)*X5 + C(7)*X6 + C(8)*X7 + C(9)*X8$$

В результате применения метода получена следующая зависимость,

$$Y = 0.364026392787 - 0.141563784137*X1 + 0.204957703761*X2 - 0.0155655298516*X3 + 0.866241456025*X4 + 0.182889847693*X5 - 0.437657396766*X6 + 0.180905270698*X7 + 0.00278780735585*X8$$

Как видно из таблицы 4.28, показатели Net Interest Margin (X3) и Net Financial Result (X8) незначительно влияют на качество построенной модели, причем их исключение не изменит качество модели с вероятностью 0.9321 и 0.9922 соответственно. Поэтому было решено построить модель вида:

$$Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X4 + C(5)*X5 + C(6)*X6 + C(7)*X7.$$

Получена модель следующего вида (таблица 4.28):

$$Y = 0.36358 - 0.13857*X1 + 0.20684*X2 + 0.86347*X4 + 0.18377*X5 - 0.439700811737*X6 + 0.16752*X7$$

Таблица 4.28—Качество модели ARMA (6)

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 05/29/11 Time: 17:30				
Sample (adjusted): 1 206				
Included observations: 206 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.363588	0.336074	1.081869	0.2806
X1	-0.138573	0.186298	-0.743829	0.4579
X2	0.206844	0.290660	0.711637	0.4775
X4	0.863478	0.370109	2.333039	0.0206
X5	0.183778	0.368005	0.499390	0.6181
X6	-0.439701	0.624325	-0.704282	0.4821
X7	0.167529	0.219510	0.763195	0.4463

R-squared	0.094268	Mean dependent var	0.878641
Adjusted R-squared	0.066960	S.D. dependent var	0.327340
S.E. of regression	0.316191	Akaike info criterion	0.568446
Sum squared resid	19.89532	Schwarz criterion	0.681530
Log likelihood	-51.54999	Hannan-Quinn criter.	0.614181
F-statistic	3.451982	Durbin-Watson stat	1.620800
Prob(F-statistic)	0.002886		

Была также удалена переменная ROA (Return on Assets) - X5, принимая во внимание незначительное влияние этой переменной на модель. В результате построена модель вида

$$Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X4 + C(5)*X6 + C(6)*X7$$

$$Y = 0.34727 - 0.14870*X1 + 0.22525*X2 + 1.00698*X4 - 0.4434*X6 + 0.21866*X7$$

Каждая из полученных моделей была протестирована на проверочной выборке из 50 банков.

Сравнительная таблица результатов, полученных в результате использования всех моделей, представлена ниже (таблица 4.29).

Таблица 4.29—Сравнительный анализ ARMA моделей

Input data	Testing sample	I type errors	II type errors	Total number of errors	% of errors
All variables (8)	50	5	4	9	18%
6 variables	50	5	4	9	18%
5 variables	50	5	4	9	18%

Как видно из таблицы, применение всех видов простой линейной модели привело к ошибке в 18%, что является значительно худшим показателем по сравнению с результатами, полученными при применении нечеткой логики.

Следует отметить, что низкое качество построенных моделей отображается в соответствующих показателях качества этих моделей (в частности, коэффициент детерминации не превышает 0,1 для одной из моделей), что отражает отсутствие прямой зависимости между входными данными и выходом модели. Такой результат дополнительно подтверждает

актуальность применения альтернативных методов решения поставленной задачи прогнозирования ухудшения финансового состояния банков.

4.6.2 Модель Logit

Далее были проведены эксперименты по прогнозированию риска банкротства при использовании logit-модели. Для анализа выборка была как и ранее разбита на обучающую (206 банков) и проверочную (50 банков).

Первая построенная модель - линейная вероятностная логит-модель по 206 банкам, которая имеет вид (оценочное и прогнозируемое уравнения):

$$L_Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X3 + C(5)*X4 + C(6)*X5 + C(7)*X6 + C(8)*X7 + C(9)*X8$$

$$Y = 1 - @CLOGISTIC(-(C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X3 + C(5)*X4 + C(6)*X5 + C(7)*X6 + C(8)*X7 + C(9)*X8))$$

Таблица 4.30 описывает качество полученной модели, тогда как таблица 4.31 показывает оценку качества прогноза построенной logit модели.

Таблица 4.30—Качество модели logit (8)

Dependent Variable: Y				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Date: 05/29/11 Time: 18:11				
Sample (adjusted): 1 206				
Included observations: 206 after adjustments				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	3.503918	7.116904	0.492337	0.6225
X1	-0.876921	1.812591	-0.483794	0.6285
X2	0.786525	2.585210	0.304240	0.7609
X3	-1.145053	2.469843	-0.463614	0.6429
X4	3.046109	3.781426	0.805545	0.4205
X5	8.718172	4.739449	1.839491	0.0658
X6	-16.89604	14.64406	-1.153782	0.2486
X7	4.914521	3.628764	1.354324	0.1756
X8	0.795161	6.163164	0.129018	0.8973
McFadden R-squared	0.130481	Mean dependent var	0.878641	
S.D. dependent var	0.327340	S.E. of regression	0.310812	

Akaike info criterion	0.730169	Sum squared resid	19.03106
Schwarz criterion	0.875562	Log likelihood	-66.20744
Hannan-Quinn criter.	0.788971	Deviance	132.4149
Restr. deviance	152.2853	Restr. log likelihood	-76.14263
LR statistic	19.87038	Avg. log likelihood	-0.321395
Prob(LR statistic)	0.010838		
Obs with Dep=0	25	Total obs	206
Obs with Dep=1	181		

Таблица 4.31—Оценка качества прогноза logit (8)

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification						
Date: 05/29/11 Time: 18:17						
Success cutoff: C = 0.8						
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	11	12	23	0	0	0
P(Dep=1)>C	14	169	183	25	181	206
Total	25	181	206	25	181	206
Correct	11	169	180	0	181	181
% Correct	44.00	93.37	87.38	0.00	100.00	87.86
% Incorrect	56.00	6.63	12.62	100.00	0.00	12.14
Total Gain*	44.00	-6.63	-0.49			
Percent Gain**	44.00	NA	-4.00			
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	5.88	19.12	25.00	3.03	21.97	25.00
E(# of Dep=1)	19.12	161.88	181.00	21.97	159.03	181.00
Total	25.00	181.00	206.00	25.00	181.00	206.00
Correct	5.88	161.88	167.75	3.03	159.03	162.07
% Correct	23.51	89.44	81.43	12.14	87.86	78.67
% Incorrect	76.49	10.56	18.57	87.86	12.14	21.33
Total Gain*	11.37	1.57	2.76			
Percent Gain**	12.94	12.94	12.94			

Как видим, logit (8) модель дает точную зависимость только для 180 (87%) банков из 206, определяя верно «больной банк» на 44% (11 из 25) и

«здоровый банк» - на 93% (169 из 181). Отметим, что при анализе введен порог = 0.8.

Как видно из таблицы 4.30, показатели Loans / Deposits (X2) и Net Financial Result (X8) незначительно влияют на качество построенной модели, в том числе их исключение не изменит качество модели с вероятностью 0.7609 и 0.8973 соответственно. Следующая построенная модель - линейная вероятностная логит-модель по 206 банкам и с 6 независимыми переменными, которая имеет вид (оценочное и прогнозируемое уравнения):

$$L_Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X3 + C(4)*X4 + C(5)*X5 + C(6)*X6 + C(7)*X7$$

$$Y = 1 - @CLOGISTIC(-(C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X3 + C(4)*X4 + C(5)*X5 + C(6)*X6 + C(7)*X7))$$

Таблица 4.32 показывает оценку качества ожидания-прогноза построенной logit модели.

Таблица 4.32—Оценка качества ожидания-прогноза logit (6)

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification						
Equation: UNTITLED						
Date: 05/29/11 Time: 18:23						
Success cutoff: C = 0.8						
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)<=C	11	12	23	0	0	0
P(Dep=1)>C	14	169	183	25	181	206
Total	25	181	206	25	181	206
Correct	11	169	180	0	181	181
% Correct	44.00	93.37	87.38	0.00	100.00	87.86
% Incorrect	56.00	6.63	12.62	100.00	0.00	12.14
Total Gain*	44.00	-6.63	-0.49			
Percent Gain**	44.00	NA	-4.00			
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	5.90	19.10	25.00	3.03	21.97	25.00
E(# of Dep=1)	19.10	161.90	181.00	21.97	159.03	181.00
Total	25.00	181.00	206.00	25.00	181.00	206.00

Correct	5.90	161.90	167.80	3.03	159.03	162.07
% Correct	23.60	89.45	81.46	12.14	87.86	78.67
% Incorrect	76.40	10.55	18.54	87.86	12.14	21.33
Total Gain*	11.47	1.58	2.78			
Percent Gain**	13.05	13.05	13.05			

Как видно из таблицы оценки качества ожидания-прогноза logit (6), модель дает точную зависимость для 180 (87%) банков из 206, определяя верно «больной банк» на 44% (11 из 25) и «здоровый банк» - на 93 % (169 из 181). Заметим, что при анализе введен порог = 0.8.

Показатели Debt / Assets (X1) и Net Interest Margin (X3) незначительно влияют на качество построенной модели, в том числе их исключение не изменит качество модели с вероятностью 0.7102 и 0.6231 соответственно. Следующая построенная модель - линейная вероятностная логит-модель по 206 банкам и с 4 независимыми переменными, которая имеет вид (оценочное и прогнозируемое уравнения):

$$L_Y = C(1) + C(2)*X4 + C(3)*X5 + C(4)*X6 + C(5)*X7$$

$$Y = 1 - @CLOGISTIC(-(C(1) + C(2)*X4 + C(3)*X5 + C(4)*X6 + C(5)*X7))$$

В результате анализа получена таблица 4.33, которая описывает качество полученной модели.

Таблица 4.33—Качество модели logit (4)

Dependent Variable: Y				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Date: 05/29/11 Time: 18:26				
Sample (adjusted): 1 206				
Included observations: 206 after adjustments				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	3.928813	7.456310	0.526911	0.5983
X4	2.916443	3.705070	0.787149	0.4312
X5	8.653071	4.518481	1.915040	0.0555
X6	-18.08931	15.25112	-1.186097	0.2356
X7	4.165234	2.315422	1.798910	0.0720
McFadden R-squared	0.127978	Mean dependent var	0.878641	

S.D. dependent var	0.327340	S.E. of regression	0.308899
Akaike info criterion	0.693185	Sum squared resid	19.17919
Schwarz criterion	0.773959	Log likelihood	-66.39807
Hannan-Quinn criter.	0.725853	Deviance	132.7961
Restr. deviance	152.2853	Restr. log likelihood	-76.14263
LR statistic	19.48912	Avg. log likelihood	-0.322321
Prob(LR statistic)	0.000630		
Obs with Dep=0	25	Total obs	206
Obs with Dep=1	181		

Анализ вышеприведенной таблицы показывает, что такие показатели, как ROA (X5) и Equity / Assets (X7) оказывают наибольшее влияние на построенную модель. Значительное влияние ROA (Return on Assets) очевидно, потому что текущая прибыль банка является крайне важным показателем, который влияет на финансовое состояние банка, отображаемое отношением прибыли к размеру активов банка. Влияние Equity / Assets можно объяснить значительной зависимостью текущего состояния банка от размера его капитала по отношению к активам. Чем больше банк имеет возможность обеспечить весь размер активов своим капиталом, тем менее вероятным является то, что он ухудшит свой финансовый результат в следующем периоде.

Сравнительная таблица результатов, полученных в результате всех моделей с разным числом переменных, приведена ниже (таблица 4.34).

Таблица 4.34—Сравнительный анализ logit моделей

Input data	Testing sample	I type errors	II type errors	Total number of errors	% of errors
All variables (8)	50	6	2	8	16%
6 variables	50	6	2	8	16%
4 variables	50	6	3	9	18%

Как видно из таблицы, применение всех видов logit-моделей дает погрешности 16-18%, что является значительно худшим показателем по сравнению с результатами, полученными при применении нечеткой логики. Также стоит отметить снижение качества модели после удаления несущественных переменных. В частности, после исключения Debt / Assets и Net Interest Margin из модели величина погрешности увеличилась с 16% до 18%.

Низкое качество построенных моделей, отраженное в соответствующих показателях качества этих моделей (в частности, коэффициент детерминации не превышает 0,1 для одной из моделей), свидетельствует об отсутствии прямой зависимости между входными данными и выходом модели. Такой результат дополнительно подтверждает актуальность применения альтернативных методов решения поставленной задачи прогнозирования ухудшения финансового состояния банков.

4.6.3 Модель Probit

В данном разделе описаны результаты, полученные при использовании пробит-модели. Первая построенная модель - линейная вероятностная пробит-модель по 206 банкам, которая имеет вид (оценочное и прогнозируемое уравнения):

$$I_Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X3 + C(5)*X4 + C(6)*X5 + C(7)*X6 + C(8)*X7 + C(9)*X8$$

$$Y = 1 - @CNORM(-(C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X3 + C(5)*X4 + C(6)*X5 + C(7)*X6 + C(8)*X7 + C(9)*X8))$$

Таблица 4.35 описывает качество полученной модели, тогда как таблица 4.36 показывает оценку качества ожидания-прогноза построенной probit-модели:

$$Y = 1 - @CNORM(-(1.66092 - 0.48823*X1 + 0.66447*X2 - 0.12462*X3 + 1.75206*X4 + 3.90814*X5 - 7.83063*X6 + 1.61436*X7 + 0.46067*X8))$$

Таблица 4.35—Качество модели probit (8)

Dependent Variable: Y				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.660918	3.270430	0.507859	0.6116
X1	-0.488226	0.995971	-0.490201	0.6240
X2	0.664471	1.382401	0.480664	0.6308
X3	-0.124617	1.197913	-0.104028	0.9171
X4	1.752060	1.919407	0.912813	0.3613
X5	3.908142	2.386937	1.637304	0.1016
X6	-7.830635	6.965303	-1.124235	0.2609
X7	1.614356	1.685326	0.957890	0.3381
X8	0.460674	3.051295	0.150977	0.8800
McFadden R-squared	0.128621	Mean dependent var		0.878641
S.D. dependent var	0.327340	S.E. of regression		0.314253
Akaike info criterion	0.731545	Sum squared resid		19.45471
Schwarz criterion	0.876938	Log likelihood		-66.34912
Hannan-Quinn criter.	0.790347	Deviance		132.6982
Restr. deviance	152.2853	Restr. log likelihood		-76.14263
LR statistic	19.58702	Avg. log likelihood		-0.322083
Prob(LR statistic)	0.012017			
Obs with Dep=0	25	Total obs		206
Obs with Dep=1	181			

Таблица 4.36—Оценка качества ожидания-прогноза probit (8)

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification						
Equation: UNTITLED						
Date: 05/29/11 Time: 18:39						
Success cutoff: C = 0.8						
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	10	11	21	0	0	0
P(Dep=1)>C	15	170	185	25	181	206
Total	25	181	206	25	181	206
Correct	10	170	180	0	181	181
% Correct	40.00	93.92	87.38	0.00	100.00	87.86
% Incorrect	60.00	6.08	12.62	100.00	0.00	12.14
Total Gain*	40.00	-6.08	-0.49			
Percent Gain**	40.00	NA	-4.00			
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total

E(# of Dep=0)	5.35	18.95	24.30	3.03	21.97	25.00
E(# of Dep=1)	19.65	162.05	181.70	21.97	159.03	181.00
Total	25.00	181.00	206.00	25.00	181.00	206.00
Correct	5.35	162.05	167.40	3.03	159.03	162.07
% Correct	21.41	89.53	81.26	12.14	87.86	78.67
% Incorrect	78.59	10.47	18.74	87.86	12.14	21.33
Total Gain*	9.27	1.67	2.59			
Percent Gain**	10.56	13.72	12.14			

Как видим, probit (8)-модель дает точную зависимость только для 180 (87%) банков из 206, определяя верно «больной банк» на 40% (10 из 25) и «здоровый банк» - на 94% (170 из 181). Отмечаем, что при анализе введен порог = 0.8.

Как видно из таблицы 4.35, показатели Net Interest Margin (X3) и Net Financial Result (X8) незначительно влияют на качество построенной модели, причем их исключение не изменит качество модели с вероятностью 0.9171 и 0.8800 соответственно. Следующая построенная модель - линейная вероятностная пробит-модель по 206 банкам и с 6 независимыми переменными, которая имеет вид (оценочное и прогнозируемое уравнения):

$$L_Y = C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X4 + C(5)*X5 + C(6)*X6 + C(7)*X7$$

$$Y = 1 - @CNORM(-(C(1) + C(2)*X1 + C(3)*X2 + C(4)*X4 + C(5)*X5 + C(6)*X6 + C(7)*X7))$$

Таблица 4.37 показывает оценку качества ожидания-прогноза построенной probit модели.

Как видно из таблицы оценки качества ожидания-прогноза probit (6), модель дает точную зависимость для 180 (87%) банков из 206, определяя верно «больной банк» на 40% (10 из 25) и «здоровый банк» - на 94 % (170 из 181). Отмечаем, что при анализе введен порог = 0.8.

Таблица 4.37 – Оценка качества ожидания-прогноза probit (6)

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification
Equation: UNTITLED
Date: 05/29/11 Time: 18:41
Success cutoff: C = 0.8

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	10	11	21	0	0	0
P(Dep=1)>C	15	170	185	25	181	206
Total	25	181	206	25	181	206
Correct	10	170	180	0	181	181
% Correct	40.00	93.92	87.38	0.00	100.00	87.86
% Incorrect	60.00	6.08	12.62	100.00	0.00	12.14
Total Gain*	40.00	-6.08	-0.49			
Percent Gain**	40.00	NA	-4.00			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	5.34	18.95	24.29	3.03	21.97	25.00
E(# of Dep=1)	19.66	162.05	181.71	21.97	159.03	181.00
Total	25.00	181.00	206.00	25.00	181.00	206.00
Correct	5.34	162.05	167.39	3.03	159.03	162.07
% Correct	21.37	89.53	81.26	12.14	87.86	78.67
% Incorrect	78.63	10.47	18.74	87.86	12.14	21.33
Total Gain*	9.23	1.67	2.58			
Percent Gain**	10.51	13.73	12.12			

В следующей построенной модели были исключены малозначащие переменные Debt / Assets (X1) и Loans / Deposits (X2). В результате получена линейная вероятностная пробит-модель с 4 независимыми переменными, которая имеет вид (оценочное и прогнозируемое уравнения):

$$L_Y = C(1) + C(2)*X4 + C(3)*X5 + C(4)*X6 + C(5)*X7$$

$$Y = 1 - @CNORM(-(C(1) + C(2)*X4 + C(3)*X5 + C(4)*X6 + C(5)*X7))$$

4.6.4 Сравнительный анализ линейных моделей для прогнозирования финансового состояния европейских банков

Построив различные линейные модели для прогнозирования ухудшения финансового состояния банков, получили возможность сравнить их между собой. Основные показатели эффективности прогнозирования данных моделей на проверочной выборке из 50 банков отражены в таблице 4.38.

Таблица 4.38 - Сравнительный анализ линейных моделей

Input data	Testing sample	I type errors	II type errors	Total number of errors	% of errors
Regression models					
All variables (8)	50	5	4	9	18%
6 variables	50	5	4	9	18%
5 variables	50	5	4	9	18%
Logit models					
All variables (8)	50	6	2	8	16%
6 variables	50	6	2	8	16%
4 variables	50	6	3	9	18%
Probit models					
All variables (8)	50	5	2	7	14%
6 variables	50	5	2	7	14%
4 variables	50	6	3	9	18%

Наибольшее количество ошибок получено в случае обычной линейной регрессионной модели (18%), тогда как использование вероятностных логит-пробит моделей позволило уменьшить погрешность прогноза до 14-16%. Также стоит отметить значительное уменьшение ошибок второго рода при использовании моделей дискретного выбора, что составили лишь 2 для всех переменных по сравнению с 4 в случае применения линейной регрессионной модели. Лучший результат пробит-модели по сравнению с линейной регрессионной моделью, очевидно, определяет большую целесообразность применения вероятностных моделей бинарного выбора для задач прогнозирования ухудшения финансового состояния банков (выходная переменная является дискретной).

Было исследовано влияние изменения количества независимых переменных на качество прогнозирования модели. Если в случае регрессионных моделей изъятие несущественных переменных из модели не влияло на процент ошибок, то в вероятностных логистических моделях уменьшение количества независимых переменных привело к увеличению

погрешности прогноза, как видно на рис. 4.6. Таким образом, не всегда целесообразно изымать значительное количество факторов из модели (в нашем случае половина - 4 из 8), потому что это приводит к ухудшению результатов прогнозирования.

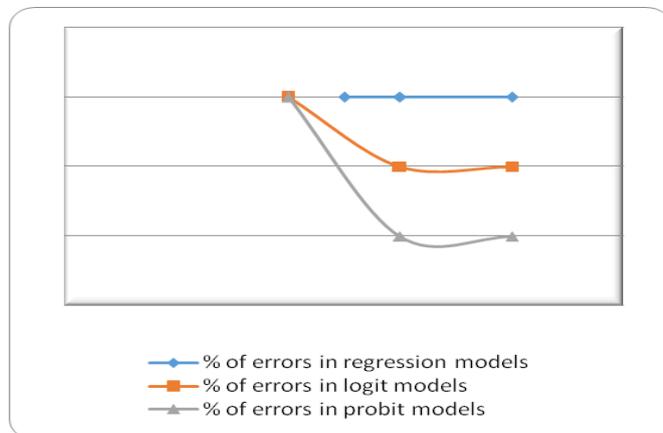


Рисунок 4.6 - Зависимость количества ошибок от числа независимых переменных в линейных моделях

4.7 Применение методики Кромонава и методики многоуровневого агрегированного показателя состояния банков

С целью анализа результатов применения нечеткой логики к проблеме прогнозирования ухудшения финансового состояния банков, были имплементированы четкие методики анализа финансового состояния банков. Подавая на вход выборку с финансовыми показателями 170 украинских банков, мы применили методику Кромонава и методику многоуровневого агрегированного показателя состояния банков, разработанную ассоциацией белорусских банков (методика АББ).

Результаты применения методики Кромонава

Первым экспериментом данного подраздела было применение методики Кромонава на основе квартальных данных украинских банков по состоянию на начало 2008 года и проверка прогноза по данным о банкротстве (или введения временной администрации) банка после середины 2009 года. Таким образом, целью было исследовать, как влияет период данных на качество прогноза. Результаты анализа приведены в таблице 4.39.

Таблица 4.39 - Результаты применения методики Кромонава по данным банков по состоянию на 01.01.2008

Общее количество ошибок	34
%% погрешностей	20%
Ошибки первого рода	18
Ошибки второго рода	16
Размер тестовой выборки	170

Как видно из таблицы 4.39, методика Кромонава дала неверный прогноз по 34 банкам из 170, что означает погрешность 20%. Виды ошибок достаточно равномерно распределились между собой: получено 18 ошибок первого рода и 16 ошибок второго рода.

Вторым экспериментом стало применение методики Кромонава на основе квартальных данных украинских банков по состоянию на середину 2009 года и проверка прогноза по данным о банкротстве (или введения временной администрации) банка сразу после указанного отчетного периода. Результаты анализа приведены в таблице 4.40.

Таблица 4.40– Результаты применения методики Кромонава по данным банков по состоянию на 01.07.2009

Общее количество ошибок	24
%% ошибок	15%
Ошибок 1-го рода	12
Ошибок 2-го рода	12
Размер тестовой выборки	170

Методика Кромонава демонстрирует неверный прогноз по 24 банкам из 170 (погрешность 15%). Очевидно значительное улучшение качества полученных результатов прогноза по данным середины 2009 года по сравнению с данными на начало 2008, задолго до момента массового банкротства украинских банков.

Такой вывод не удивителен, учитывая то, что с приближением отчетных данных к моменту банкротства (или значительного ухудшения финансового

состояния), последние начинают гораздо более явно отражать вероятность наступления дефолта банка.

Заметим, что как и в предыдущем эксперименте, различные виды погрешностей равномерно распределились между собой - получено 12 ошибок первого рода и 12 ошибок второго рода.

Результаты применения методики многоуровневого агрегированного показателя состояния банков (разработанного ассоциацией белорусских банков)

Третьим экспериментом данного подраздела было применение методики АББ на основе квартальных данных украинских банков по состоянию на начало 2008 года и проверка прогноза по данным о банкротстве (или введения временной администрации) банка после середины 2009 года. Как и в случае методики Кромонава, целью было исследовать, как влияет период данных на качество прогноза. Результаты анализа приведены в таблице 4.41.

Таблица 4.41 – Результаты применения методики АББ по данным банков по состоянию на 01.01.2008

Общее количество ошибок	27
%% ошибок	16%
Ошибок 1-го рода	12
Ошибок 2-го рода	15
Размер тестовой выборки	170

Как видно из таблицы 4.41, методика АББ дала неверный прогноз по 27 банкам из 170, что обеспечивает погрешность 16%. Данный результат для данных на середину 2008 года является предпочтительным по сравнению с методикой Кромонава, обеспечившей погрешность 20% на этих же данных. Имеется чуть большее количество ошибок второго рода (15) по сравнению с количеством ошибок первого рода (12).

Следующим экспериментом стало применение методики ассоциации белорусских банков (АББ) по квартальным данным украинских банков по состоянию на середину 2009 года и проверка прогноза по данным о банкротстве (и/или введении временной администрации) банка сразу после указанного отчетного периода. Результаты анализа приведены в таблице 4.42.

Таблица 4.42- Результаты применения методики АББ по данным банков по состоянию на 01.07.2009

Общее количество ошибок	24
%% ошибок	15%
Ошибок 1-го рода	4
Ошибок 2-го рода	20
Размер тестовой выборки	170

По данным на середину 2009 года методика АББ обеспечивает неверный прогноз по 24 банкам из 170 (погрешность 15%), что совпадает с результатами, полученными по методике Кромонава. В отличие от всех предыдущих экспериментов, различные виды погрешностей неравномерно распределились между собой: получено 4 ошибки первого рода и 20 ошибок второго рода.

4.8 Общий анализ применения четких и нечетких методик для прогнозирования финансового состояния банков

В этом разделе проведен сравнительный анализ использованных методик. Сначала проведем анализ примененных методик при прогнозировании банкротства украинских банков. Были рассмотрены следующие методы:

- нечеткая нейронная сеть ANFIS;
- нечеткая нейронная сеть TSK;
- Методика Кромонава;
- Методик АББ.

На вход методик подавались финансовые показатели украинских банков за период июль 2007 года. Сравнительный анализ методов приведен в таблице 4.43 а на рис. 4.7 отражены графически результаты анализа.

Таблица 4.43 – Сравнительный анализ результатов прогноза банкротства банков Украины в зависимости от метода прогнозирования

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

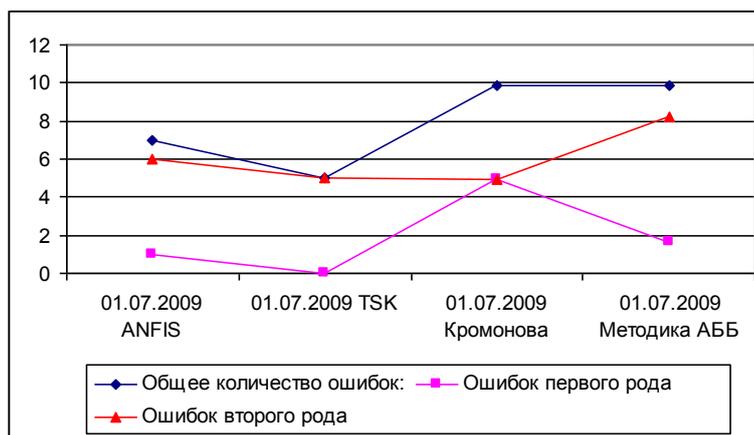


Рисунок 4.7 – Графическая интерпретация результатов прогнозирования банков Украины четкими и нечеткими методами

Также в ходе работы был проведен анализ различных методов для прогнозирования банкротства банков Европы. Были рассмотрены следующие методы:

- нечеткая нейронная сеть ANFIS;
- нечеткая нейронная сеть TSK;
- НМГУА;
- Регрессионные модели;
- Logit модель;
- Probit модель.

В качестве входных данных в модели были выбраны:

- $\text{Debt/Assets} = (\text{Short-term debt} + \text{Long-term debt}) / \text{Total Assets}$
- Loans to Deposits
- $\text{Net Interest Margin (NIM)} = \text{Net Interest income} / \text{Earning Assets}$
- $\text{Return on Equity (ROE)} = \text{Net Income} / \text{Stockholder Equity}$
- $\text{Return on Assets (ROA)} = \text{Net Income} / \text{Assets Equity}$
- $\text{Cost/Income} = \text{Operating expenses} / \text{Operating Income}$
- $\text{Equity/Assets} = \text{Total Equity} / \text{Total Assets}$

Период входных данных - 2007 год (за 1 год до возможного банкротства). Сравнительный анализ методов прогнозирования финансового состояния банков Европы приведен в таблице 4.44.

Таблица 4.44 – Сравнительный анализ результатов прогноза банкротства банков Европы в зависимости от метода прогнозирования

Методика	Общее количество ошибок	%% ошибок	Ошибок 1-го рода	Ошибок 2-го рода
ANFIS	4	8%	0	4
TSK	1	2%	0	1
НМГУА	2	4%	0	2
Регрессионные	9	18%	4	5
LOGIT	8	16%	2	6
PROBIT	7	14%	2	5

Как можно увидеть из таблицы, нечеткие методики дают лучшие результаты, чем четкие. При прогнозировании за 1 год до возможного банкротства лучший результат показала нечеткая нейронная сеть TSK.

Но при использовании данных более ранних периодов (за 2, 3 года до возможного банкротства) нечеткий метод группового учета аргументов показывает лучшие результаты среди всех рассмотренных методов.

Выводы

1. Были рассмотрены различные методы и модели для прогнозирования финансового состояния банков. Рассматривались следующие методы:

- нечеткая нейронная сеть ANFIS;
- нечеткая нейронная сеть TSK;
- НМГУА;
- метод Кромонава;
- метод АББ;
- регрессионные модели;
- Logit модель;
- Probit модель.

В качестве входных данных рассматривались финансовые показатели банков Украины и Европы.

2. В ходе работы были определены входные переменные моделей (нейронные сети), которые показали лучшие результаты прогноза при прогнозировании банкротства банков Украины:

- Генеральный коэффициент надежности;
- Коэффициент мгновенной ликвидности;
- Кросс-коэффициент;
- Генеральный коэффициент ликвидности;
- Коэффициент фондовой капитализации прибыли.

3. Было 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.

4. При сравнении нечетких методов было установлено: 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 и более лет.

5. При анализе четких методов были получены следующие результаты: наибольшее количество ошибок получено в случае обычной линейной регрессионной модели (18%), тогда как использование вероятностных логит-пробит моделей позволило уменьшить погрешность прогноза до 14-16%.

Также стоит отметить значительное уменьшение ошибок второго рода при использовании моделей дискретного выбора. Лучший результат пробит-модели по сравнению с линейной регрессионной моделью, очевидно, указывает на большую целесообразность применения вероятностных моделей бинарного

выбора при решении задачи прогнозирования ухудшения финансового состояния банков, когда выходная переменная является дискретной.

Было исследовано влияние изменения количества независимых переменных на качество прогнозирования модели. Если в случае регрессионных моделей изъятие несущественных переменных из модели не влияло на процент ошибок, то в вероятностных логистических моделях уменьшение количества независимых переменных приводит к увеличению погрешности прогноза. Это позволяет сделать вывод о том, что не всегда целесообразно изымать значительное количество факторов, чтобы избежать возможности ухудшения результатов прогнозирования.

6. В общем, *сравнительный анализ показал, что четкие методики в большинстве случаев дают худшие результаты по сравнению с нечеткими методиками*. Но следует заметить, что четкие методы намного проще в реализации, поэтому их использование требует меньше времени.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Настоящая диссертационная работа посвящена проблеме разработки моделей и алгоритмов анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предприятий и банков в условиях неопределенности: неполной и недостоверной информации относительно финансово-экономических показателей объектов экономики. Для решения указанной проблемы предложено использовать нечеткие модели и методы на основе нечетких нейронных сетей, позволяющих учесть нечеткую и качественную информацию.

В диссертации получены следующие **новые научные результаты**:

1. Впервые для анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предложено использование нечетких нейронных сетей с разными алгоритмами нечеткого вывода, которые отличаются возможностью учета неполной, недостоверной информации и информации качественного характера.
2. Впервые предложено применение ННС ANFIS и TSK, а также нечеткого МГУА, для прогнозирования риска банкротства банков.
3. Усовершенствованы алгоритмы работы ННС Мамдани и Цукамото для прогнозирования риска банкротства предприятий.
4. Разработана база правил нечеткого вывода для ННС Мамдани и Цукамото в задаче прогнозирования риска банкротства предприятий, которая использует предложенный набор финансово-экономических показателей предприятий, и предложен способ ее существенного сокращения.
5. Получили дальнейшее развитие каскадные нео-фаззи нейронные сети в задачах прогнозирования риска банкротства корпораций, которые имеют повышенную скорость сходимости в сравнении с ННС Мамдани и Цукамото.
6. Проведено исследование ННС с разными алгоритмами нечеткого вывода в задачах прогнозирования риска банкротства предприятий и банков и выполнен сравнительный анализ их эффективности с известными методами.

Практическая значимость результатов диссертации состоит в следующем:

1) Применение разработанных моделей и методов прогнозирования риска банкротства предприятий и банков в условиях неопределенности позволяет существенно повысить точность прогнозирования риска банкротства по сравнению с классическими методами. В результате исследований показано, что для предприятий Украины точность прогнозирования риска банкротства методом Альтмана составляет 70-73%, матричным методом О. Недосекина - 80%, с применением ННС Мамдани и Цукамото - 90%.

2) Применение разработанных методов на основе ННС дает возможность руководству оперативно анализировать финансовое состояние предприятий и банков и принимать своевременные меры по устранению возможного банкротства.

3) Разработанный комплекс моделей, алгоритмов и программ внедрен в учебный процесс на кафедре ММСА УНК «ИПСА» и широко используется в курсе лекций и лабораторном практикуме по курсу «Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах».

4) Реализованные в работе модели и алгоритмы были внедрены в ООО «Компания «Технологии коммуникаций» при реализации проектов информатизации украинских и зарубежных заказчиков.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Аверкин А.Н.: Нечеткие семиотические системы управления // Интеллектуальное управление: новые интеллектуальные технологии в задачах управления.- Москва. Наука. Физматлит. 1999. стр. 141-145.
2. Айвазян С.А., В.С. Мхитарян: Прикладная статистика в задачах и упражнениях. М. Изд. ЮНИТИ-ДАНА. 2001.
3. Батищев Д.И.: Генетические алгоритмы решения экстремальных задач / Уч. пособие Воронежской Гос. тех. Ун-т. Нижегородский гос. ун-т. Воронеж. 1995. 69 стр.
4. Батыршин И.З.: Методы представления и обработки нечеткой информации в интеллектуальных системах // Научный обзор в: Новости искусственного интеллекта. - изд. РАИИ АНАХАРСИС.-№2.-1996.-стр. 9-65.
5. Батыршин И.З.: Общий взгляд на основные черты и направления развития нечеткой логики Л. Заде, // Новости искусственного интеллекта.-№2-3 (44-45).-2001.-стр.25-27.
6. Бессмертный И.А. Искусственный интеллект. Учебное пособие.- СПб: СПбГУИТМО, 2010.-132с.
7. Бондарев В.Н., Аде Ф.Г.: Искусственный интеллект. – Изд. СевНТУ.-2002.-615 стр.
8. Бодянский Е.В., Викторов Е.А Каскадная ортогональная нейронная сеть на двойных орто-нейронах и алгоритм ее обучения в задачах обработки информации
9. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.А. Принятие решений на основе нечетких моделей. Примеры использования. – Рига: Зинатне. – 1990.-стр.321.
10. Букатова И.Л., Ю.И. Михасев, А.М. Шаров: Эвоинформатика. Теория и практика эволюционного моделирования. - Москва. – Изд.Наука. – 1991.-206стр.

11. Васильев В.И., Ильясов Б.Г.: Интеллектуальные системы управления с использованием нейронных сетей. – изд. УГАТУ. – Уфа. – 1997. – 92стр.
12. Волкович В.Л. (под ред.): «Проблемы создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений». – Киев. – 1990.
13. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев, Сергеев С.А.: Генетические алгоритмы. – искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности, Харьков. – Основа. – 1997. – 212стр.
14. Галушкин А.И.: Теория нейронных сетей. – ИПРЖР. – Москва. – 2000. – 516с.
15. Галушкин А.И.: Нейрокомпьютеры. Кн. 3/Общая ред. А.И. Галушкина. – М. –ИРПЖР. – 2000.
16. Герасимов Б.М. Грабовский Г.Г., Рюмшин Н.А.: Нечеткие множества в задачах проектирования, управления и обработки информации, Киев.–изд.Тэхника.–2002.–140 стр.
17. Головкин В.Н.: «Нейрокомпьютеры и их применение», книга 4:Нейронные сети: обучение, организация и применение // Изд. Радиоэлектроника. – Москва. – 2001. – 368 стр.
18. Горбань А.Н.: Обучение нейронных сетей. – М.: СП Параграф. – 1990. – 160с.
19. Горбань А.Н., Россиев Д.А.: Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука. – 1996. – 278с.
20. Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий//Управление риском, 1999, № 3, с. 13-20.
21. Дюбуа Д., Прад А. Теория возможностей, приложения к представлению знаний в информатике // М.: Радио и связь. – 1990.
22. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближённых решений. – Москва. – Мир. – 1976. – 165с.
23. Зайченко Е.Ю., Зайченко Ю.П. Сети с технологией MPLS: Моделирование, анализ и оптимизация.-К.: НТУУ «КПИ», 2008-240с.

24. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах .- Киев. Изд. Дом « Слово», 2008,- 354с.
25. Зайченко Ю.П. Нечеткий метод группового учета аргументов при неопределенных входных данных //Системні дослідження та інформаційні технології.-2007.-№3.-с.100-112
26. Зайченко Ю. П., Заєць І. О. Синтез і адаптація нечітких прогнозуючих моделей на основі методу самоорганізації. // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. – 2001. – №3. – с. 34 – 41.
27. Зайченко Ю. П., Кебкел О. Г., Крачковский В. Ф. Нечіткий метод групового урахування аргументів та його застосування в задачах прогнозування макроекономічних показників. // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. – 2000. – №2. – с. 18 – 26.
28. Зайченко Ю. П., Моамед Мухамед, Шаповаленко Н. В. Нечіткі нейронні мережі і генетичні алгоритми в задачах макроекономічного прогнозування. //Наукові вісті НТУУ “КПІ”. – 2002. – №4. – с. 20 – 30.
29. Ю.П. Зайченко та І.О. Заєць. Порівняльний аналіз алгоритмів МГУА з використанням різних методів покрокової адаптації коефіцієнтів //Вісник Національного технічного університету України, сер. Інформатика, управління та обчислювальна техніка.-2005, випуск 43.-с. 167-180.
30. Ю.П. Зайченко, І.О. Заєць, О.В. Камоцький, О.В. Павлюк. “Дослідження різних видів функцій належності в нечіткому методі групового урахування аргументів” Управляющие системы и машины, №2, 2003г.- с. 56-67.
31. Зайченко Юрий. Нечеткий метод индуктивного моделирования в задачах прогнозирования на фондовых рынках. International Journal “ Information Models and Analysis”. Vol.1, № 4. 2012.-pp.303-317.
32. Зайченко Ю.П., Севаев Фатма. Исследования нечеткой нейронной сети ANFIS в задачах макроэкономического прогнозирования. //Системні дослідження та інформаційні технології.-2005.-№1.-с.100-112

33. Зайченко Ю.П., Рогоза С.В., Столбунов В.А. Сравнительный анализ риска банкротства предприятий //Системні дослідження та інформаційні технології.-2009. -№3.-с. 7-20.
34. Зайченко Ю.П., Оценка кредитных рисков с использованием нечеткой логики //Системні дослідження та інформаційні технології.-2010.- №2.-с. 37-54.
35. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем. – Київ- вид. дім «Слово». – 2004. -352с.
36. Зайченко Ю. П. Нечеткий метод индуктивного моделирования в задачах прогнозирования макроэкономических показателей. //Системні дослідження та інформаційні технології.-2003.-№3.-с.-25-45.
37. Зайченко Ю.П. Дослідження операцій. Підручник. Сьоме видання, перероб. і допов. –К. Видавничий дім «Слово».-2006.-816 с.
38. Ю.П. Зайченко, Ови Нафас Агаи Аг Гамиш. Исследование двойственной задачи оптимизации инвестиционного портфеля в нечетких условиях. Системні дослідження та інформаційні технології,-2011.-№3.-с.56-62.
39. Зайченко Ю.П. Ови Нафас Агаи Аг Гамиш. Исследование зависимости «доходность-риск» в задаче оптимизации нечеткого портфеля- Вісник НТУУ «КПІ», серія Інформатика, управління та обчислювальна техніка.-2011-№ 53.- с.114-117.
40. Згуровский М. З., Панкратова Н. Д. Системный анализ.- Изд дом ВНУ/- Киев,- 2006.-716 с.
41. Згуровский М.З. ,Зайченко Ю.П. Модели и методы принятия решений в нечетких условиях.-Киев: Изд. «Наукова думка».-2011.- 275 с.
42. Згуровский М.З., Зайченко Ю.П. Основы вычислительного интеллекта.- Киев: Изд. «Наукова думка».-2013.-406 с.
43. Ови Нафас Агаи аг Гамиш, Зайченко Юрий. Анализ финансового состояния и прогнозирование риска банкротства корпораций в условиях

неопределенности. . International Journal “ Information Models and Analysis”/ Vol.1, №4.- 2012.- pp. 336-348.

44. Юрий Зайченко, Ови Нафас Агаи аг Гамиш. Анализ финансового состояния и оценка кредитоспособности заемщиков – юридических лиц в условиях неопределенности. InternationalJournal “Information Theories and Applications”, Vol. 21, Number 3, 2014.- с. 241-253.

45. Ови Нафас Агаи аг Гамиш, Юрий Зайченко. Прогнозирование риска банкротства корпораций в условиях неопределенности с использованием нечетких нейронных сетей. InternationalJournal "Information Technologies&Knowledge" Volume 8, Number 4, 2014.-с. 313-324.

46. Зайченко Ю.П. , Ови Нафас Агаи агГамиш, О. Войтенко. Анализ финансового состояния и прогнозирование риска банкротства банков.- Системні дослідження та інформаційні технології.- №2, 2015. –с. 58-73.

47. Ивахненко А.Г., Зайченко Ю.П. Димитров В.Д.: Принятие решений на основе самоорганизации. – Москва, Сов. Радио. – 1976. – 363стр.

48. Ивахненко А.Г. МюллерИ.А.: Самоорганизация прогнозирующих моделей. – Киев: Техника. – 1985.

49. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств. – М.: Радио и связь. – 1982. – 432с.

50. Короткий С: Нейронные сети: обучение без учителя, 1999 //www.orc.ru

51. Круглов В.В., Борисов В.В.: Искусственные нейронные сети, изд. Горячая линия – Телеком, Москва, 2002, 382 стр.

52. Круглов В.В., Борисов В.В. «Гибридные нейронные сети», изд. Русич, Смоленск, 2001.

53. Курейчик В.М. Генетические алгоритмы, Таганрог, изд-во ТРТУ, 1998. 242 с.

54. Малышев Н.Г., Берштейн Л.С., Боженюк А.В. Нечеткие модели для экспертных систем в САПР. – М.: Энергоатомиздат, 1991, 136 с.

55. Медведев В.С., Потёмкин В.Г.: Нейронные сети. MATLAB 6, ДИАЛОГ-МИФИ, Москва, 2002, 490 стр.
56. Недосекин А.О. Методологические основы моделирования финансовой деятельности с использованием нечетко-множественных описаний // Диссертация на соискание уч. ст. докт. экон. наук. СПб., 2003.
57. Недосекин А.О. Система оптимизации фондового портфеля от Сименс Бизнес Сервисез // Банковские технологии. – 2003. – № 5. – Также на сайте: <http://www.finansy.ru/publ/fin/004.htm>
58. Недосекин А.О. Применение теории нечетких множеств к задачам управления финансами. Раздел 3 // Аудит и финансовый анализ. – 2000. – №2. - Также на сайте: <http://www.cfin.ru/press/afa/2000-2/08-3.shtml>
59. Недосекин А.О. Оптимизация бизнес-портфеля корпорации. - На сайте: http://sedok.narod.ru/s_files/2003/Art_070303.doc
60. Недосекин А.О. Монотонные портфели и их оптимизация // Аудит и финансовый анализ. – 2002. – №2. - Также на сайте: http://sedok.narod.ru/s_files/PF_Article_4.zip
61. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта/ Под ред. Д.А. Поспелова. –М.:Наука, 1986. – 396с.
62. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации. –М.: Наука, 1981. – 208с.
63. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. Перевод с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002.-344с.
64. Прикладные нечеткие системы // Под. Ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугено. – М.: Мир, 1993
65. Поспелов Д.А. (под ред.), Аверкин А.Н., Батышин И.З. и др.: Нечёткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта // Москва, Наука, гл. ред. физмат. лит., 1986, 311 стр.
66. Построение рейтинга банков с использованием методики расчета многоуровневого агрегированного показателя состояния банка. <http://www.credit-rating.ua/ru/analytics/analytical-articles>

67. Рейтингова оцінка комерційного банку.
http://www.nbuuv.gov.ua/Soc_Gum/Ekpr/2009_25/mescheryakov/htm
68. Ротштейн А.П.: Интеллектуальные технологии идентификации, изд. Универсум, Винница, 1999, 300 стр.
69. Ротштейн А. П., Митюшкин Ю.И.: Извлечение нечётких баз знаний из экспериментальных данных с помощью генетических алгоритмов, //Кибернетика и системный анализ, 2001, №4, стр. 45-53.
70. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы .Пер. с польского И.Д. Рудинского.-М.: Гор. Линия Телеком, 2006.-452с.
71. Руспини Э.Г.: Последние достижения в нечётком кластер-анализе, в: Нечёткие множества и теория возможностей (под.Ред. Ягера), Москва, изд. Радио и связь, 1986, с. 114-132.
72. Сетлак Г. Методы эволюционного моделирования в интеллектуальных системах поддержки управленческих решений //Вестник Харьковского гос. Политехнического университета, №73, 2000, стр. 104-109
73. Сетлак Г. Нейронные сети в интеллектуальных системах управления производством //Международный научно-технический журнал «Проблемы управления и информатики», №1, 2000, стр. 104-119б Киев.
74. Сетлак Г.: Интеллектуальная система поддержки принятия решений в нечёткой среде, Искусственный интеллект, №3, 2002, стр. 428-438.
75. Ю.Ф. Тельнов: Интеллектуальные информационные системы (в экономике), изд. СИНТЕГ, Москва, 1998, 216 с.
76. Трахтенгерц Э.А.: Неопределенность в математических моделях компьютерной оценки решений, М., ИПУ, 1998, 320с.
77. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. ,испр. Пер. с англ. М.: Изд. Дом Вильямс , 2006.- 1104 с.
78. Ягер Р. (под ред., перевод с англ. В.Б. Кузьмина): Нечеткие множества и теория возможностей, Москва, изд. Радио и связь, 1986, 405 стр.

79. Ярушкина Н.Г.: «Нечёткие нейронные сети», // Новости искусственного интеллекта, №36, 2001, стр.47-51.
80. Aleksandr I., Morton H.: An Introduction to Neural Computing. London: Chapman&Hall, London,1990.
81. Altman E.I. Corporate Financial Distress.- New York, John Wiley, 1983
82. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy. // Journal of Finance, September, 1968, pp. 589-609
83. Anderson J. and Rosenfeld E. eds. Neurocomputing: Foundations of Research, Cambridge, ma: MIT Press, 1988.
84. M.F. Azeem, M. Hanmandlu, N. Ahmad: Generalization of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, IEEE-Neural NETWORKS, 2000, V.11, N.6,PP.1332-1348.
85. Baker J.E.: Adaptive selection methodfor genetic algorithms, Proc. Of an International Conference on Genetic Algorithms and their Applications, 1985, 101-111.
86. P.J. Bentley and J.P. Wakefield: An an Analysis of Multi-objective optimization within Genetic Algorithms, Technical Report ENGPJB96, University of Huddersfield, UK, 1996.
87. Castro J.L., Delgado M.: Fuzzy Systems with Defuzzification are Universal Approximators, //IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1996, N.1, pp.361-367, 1998/
88. CS. Chang and D. Du. Differential Evolution Based Tuning of Fuzzy AutomaticTrain Operation for Mass Rapid Transit System. IEE Proceedings of Electric Power Applications, 147(3):206–212, 2000.
89. Chen Y.-Y., Kaoro Hirota, J-Y. Yen: Soft computing in Intelligent Systems and Information Processing, Proc. Of 1996 Asian Fuzzy Systems Symposium, Copyr. By the IEEE, 1996, 581 pp.
90. K. Deb, D. Joshi, and A. Anand. Real-Coded Evolutionary Algorithms withParent-Centric Recombination. In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, pages 61–66, 2002.

91. D. Driankov, P.W. Eklund, A.L. Ralescu (ed.): Fuzzy Logic and Fuzzy Control, Proc. IJCAI'91 Workshop on Fuzzy Logic and Fuzzy Control, Sydney, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1991, 157 pp.
92. Engelbrecht Andris / Computational Intelligence. An Introduction / Sec Edition .JohnWiley&Sons, Ltd. , 2007.- 630p.
93. T.C. Fogarty. Varying the Probability of Mutation in the Genetic Algorithm. In J.D. Schaffer, editor, Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, pages 104–109, San Mateo, C.A., 1989. Morgan Kaufmann
94. J. Fogel, A. Owens, and M. Walsh. Artificial Intelligence through Simulated Evolution. JohnWiley&Sons, 1966.
95. A.S. Fraser. Simulation of Genetic Systems by Automatic Digital Computers I: Introduction. Australian Journal of Biological Science, 10:484–491, 1957
96. Gen M. and Cheng R.: Genetic Algorithms and Engineering Design, John Wiley & Sons, Inc., 1996, 410 p.
97. Hebb D.O. The organization of Behavior: A Neuropsychological Theory.-NewYork: Wiley, 1949.
98. J.H. Holland. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
99. J.H. Holland. ECHO: Explorations of Evolution in a Miniature World. In J.D. Farmer and J. Doyne, editors, Proceedings of the Second Conference on ArtificialLife, 1990.
100. Hopfield J.J. Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities/ Proceedings of the National Academy of Sciences USA, 1982, vol/ 79, h p./ 2554—2558.
101. Hopfield j.j. Neurons, dynamics and computation, Physics Today, 1994, vol. 47, p. 40-46, February.
102. Jones Tim. Artificial Intelligence: a system approach. Infinity Science Press. LLC Hingham, Mass. 2008.-518 p.

103. Kohonen T. "An introduction to neural computing", *Neural Networks*, 1988.vol. 1. -pp. 3-16.
104. Kohonen T. *Self-Organization and Associative memory*. 3-rd edition. New York; Springer –Verlag, 1988.
105. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. *BiologicalCybernetics*, 1982. Vol. 43.-p.59-69.
106. Levitin Gregory. *Computational Intelligence in Reliability Engineering*. *Studiesin CI*, vol. 40. Springer – Verlag , Heidelberg, 2007.- 427 p.
107. Kosko B.: *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1992.
108. Kosko B.: *Fuzzy Systems as Universal Approximators*, // *IEEE Transaction on Computers*, 1994, N.11, pp. 1329-1333.
109. Kosko B.: *Fuzzy Engineering*, New Jersey, Prentice Hall, 1997.
110. Detlef Nauck and Rudolf Kruse. NEFCLASS – A neuro-fuzzy approach for the classification of data. In *Proc. Of the 1995 ACM Symposium on Applied Computing*, Nashville, Feb. 26-28. ACM Press, 1995
111. Detlef Nauck and Frank Klawonn. Neuro-fuzzy classification initialized by fuzzy clustering. In *Proc. Fourth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing (EUFIT96)*, Aachen 1996.
112. Detlef Nauck, Ulrike Nauck, and Rudolf Kruse. Generating classification rules with the neuro-fuzzy system NEFCLASS. In *Proc. Biennial Conf. of the Norgh American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS'96)*, Berkeley, 1996
113. Detlef Nauck and Rudolf Kruse. New learning strategies for NEFCLASS. In *Proc. Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress IFSA'97*, Vol. IV, pp. 50-55, AcademiaPrague, 1997.
114. Detlef Nauck and Rudolf Kruse. What are neuro-fuzzy classifiers? In *Proc. Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress IFSA'97*, Vol. IV, pp. 228-233, AcademiaPrague, 1997.
115. Nauck D., Klawonn F., Kruse R.: *Foundation of Neuro-Fuzzy Systems*, - John Willey\$Sons, 1997, 305 pp.

116. B.L. Miller and M.J. Shaw. Genetic Algorithms with Dynamic Niche Sharing for Multimodal Function Optimization. In International Conference on Evolutionary Computation, pages 786–791, 1996.

117. Ovi Nafas Aghaei Agh Ghamish (Iran), Yuriy Zaychenko, Olga Voitenko. Banks Financial State Analysis and Bankruptcy Forecasting. International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). Volume 4, Issue 6. December 2014.

118. Ovi Nafas Aghaei Agh Ghamish (Iran), Yuriy Zaychenko Comparative Analysis of Methods of Banks Bankruptcy Risk Forecasting under Uncertainty. International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). Volume 4, Issue 5, February 2015.

119. K.V. Price, R.M. Storn, and J.A. Lampinen. Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization. Springer, 2005.

120. Takagi H.: Fusion technology of neural networks and fuzzy systems // International Journal of Applied mathematics and computer science, Zielona Gora, 2000, vol. 10, № 4, pp. 647-675.

121. Takagi T., Sugeno M.: Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control // IEEE Transactions SMC, 1985, pp.116-132.

122. Yager R.R., Iona College: Fuzzy sets and possibility theory, Pergamon Press, New York, Oxford. 1982, (перевод на рус.яз. изд. Радио и связь, Москва, 1986, 405 стр.)

123. C. Wei, S. Yao, and Z. He. A Modified Evolutionary Programming. In Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, pages 135–138, 1996.

124. W.H. Wolberg and O.L. Mangasarian. Multisurface method of pattern separation for medical diagnosis applied to breast cytology. In Proc. National Academy of Sciences, 87:9193-9196, December 1990

125. Wang F.: “Neural Networks Genetic Algorithms, and Fuzzy Logic for Forecasting,” Proceedings, International Conference on Advanced Trading Technologies, New York, July 1992, pp. 504-532.

126. Zadeh L.A.: Fuzzy sets // Information and Control, 1965, V.8, № 3, p. 338-353.
127. Zadeh L.A.: Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. Fuzzy sets and Systems, N1, 1978, pp.3-28.
128. Zadeh L.A.: The Concept of a Linguistic variable and its application to approximate reasoning, // Part 1 and 2, Information Sciences, 1975, v.8-p. 199-249, 301-357.
129. Zadeh L.A.: Theory of commonsense knowledge // aspects of vagueness / Dordrecht: D.Reidel, 1984, p. 257-296.
130. Zadeh L.A., Kacprzyk J. (ed.): Fuzzy logic for the Management of Uncertainty, Wiley, New York, 1992, p. 492.
131. Zaychenko Yu. The Fuzzy Group Method of Data Handling and Its Application for Economical Processes forecasting //Scientific Inquiry , vol.7, No 1, June, 2006.-pp. 83-98.
132. Ye. Bodyanskiy, Ye. Viktorov, I. Pliss The cascade NFNN and its learning algorithm УДК 004.032.26
133. Yamakawa T., Uchino E., Miki T., Kusanagi H. A neo-fuzzy neuron and its applications to system identification and prediction of the system behavior // Proc. 2-nd Int.Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks "LIZUKA-92". Lizuka, Japan. – 1992. – P. 477-483.

ПРИЛОЖЕНИЕ А ЛИСТИНГ ПРОГРАММЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА БАНКРОТСТВА ПРЕДПРИЯТИЙ

```

using System;
using System.Diagnostics;
using System.Collections.Generic;
using System.ComponentModel;
using System.Data;
using System.Drawing;
using System.Linq;
using System.Text;
using System.Windows.Forms;
using System.IO;
using System.Globalization;
using System.Threading;
using System.Runtime.InteropServices;
using Microsoft.Office.Interop.Excel;
using Application = Microsoft.Office.Interop.Excel.Application;
namespace analiz_stanu_pidpr
{
    public partial class Form1 : Form
    {
        private Application application;
        private Workbook workbook;
        private Worksheet worksheet;
        private Application application1;
        private Workbook workbook1;
        private Worksheet worksheet1;
        private double[] balance;
        const string template = "data.xlsx";
        const string template1 = "result.xlsx";
        public string savedFileName = template;
        public Form1()
        {
            InitializeComponent();
            balance = new double[14];
            ExcelToComboBox();
        }
        private void calculateAll()
        {
            application = new Application
            {
                DisplayAlerts = false
            };
            workbook =
application.Workbooks.Open(Path.Combine(Environment.CurrentDi
rectory, template));
            worksheet = workbook.ActiveSheet as Worksheet;
            // Открываем приложение
            application1 = new Application
            {
                DisplayAlerts = false
            };
            // Открываем книгу
            workbook1 =
application1.Workbooks.Open(Path.Combine(Environment.Current
Directory, template1));
            // Получаем активную таблицу
            worksheet1 = workbook1.ActiveSheet as Worksheet;
            // Записываем данные
            int i = 2;
            while (worksheet.Cells[i, 1].Value != null)
            {
                textBox31.Text = worksheet.Cells[i, 1].Value.ToString();
                for (int j = 0; j < 11; j++)
                {
                    balance[j] = worksheet.Cells[i, j + 2].Value;
                }
                for (int j = 11; j < 13; j++)
                {
                    balance[j] = worksheet.Cells[i, j + 3].Value;
                }
                balance[13] = worksheet.Cells[i, 13].Value;
                textBox39.Text = worksheet.Cells[i, 16].Value.ToString();
                if (worksheet.Cells[i, 17].Value == 1)
                {
                    checkBox1.Checked = true;
                }
                else
                {
                    checkBox1.Checked = false;
                }
                filltextbox(balance);
                readtextbox();
                altman(balance);
                davidovoyBelikova(balance);
                Tsukamoto(balance);
                Mamdani(balance);
                Larsen(balance);
                // Записываем данные
                worksheet1.Cells[i, 1] = textBox31.Text;
                worksheet1.Cells[i, 2] = double.Parse(textBox39.Text);
                if (checkBox1.Checked == true)
                {
                    worksheet1.Cells[i, 3] = 1;
                }
                else
                {
                    worksheet1.Cells[i, 3] = 0;
                }
            }
        }
    }
}

```

```

    }
    worksheet1.Cells[i, 4] = textBox21.Text;
    worksheet1.Cells[i, 5] = textBox22.Text;
    worksheet1.Cells[i, 6] = textBox23.Text;
    worksheet1.Cells[i, 7] = textBox24.Text;
    worksheet1.Cells[i, 8] = textBox25.Text;
    worksheet1.Cells[i, 9] = textBox26.Text;
    worksheet1.Cells[i, 10] = textBox20.Text;
    worksheet1.Cells[i, 11] = textBox41.Text;
    worksheet1.Cells[i, 12] = textBox36.Text;
    worksheet1.Cells[i, 13] = textBox28.Text;
    worksheet1.Cells[i, 14] = textBox29.Text;
    i++;
}
if (checkBox1.Checked == true)
{
    textBox42.BackColor = Color.Red;
    textBox42.Text = "Банкрот";
}
else
{
    textBox42.BackColor = Color.Green;
    textBox42.Text = "Не банкрот";
}
workbook1.SaveAs(Path.Combine(Environment.CurrentDirectory,
template1));
if (application1 != null)
{
    int excelProcessId = -1;
    GetWindowThreadProcessId(application1.Hwnd, ref
excelProcessId);
    workbook1.Close();
    application1.Quit();
    application1 = null;
    try
    {
        Process process = Process.GetProcessById(excelProcessId);
        process.Kill();
    }
    finally { }
}
CloseExcel();
}
private void ExcelToComboBox()
{
    application = new Application
    {
        DisplayAlerts = false
    };
    // Открываем книгу

```

```

    workbook =
application.Workbooks.Open(Path.Combine(Environment.CurrentDi
rectory, template));
    // Получаем активную таблицу
    worksheet = workbook.ActiveSheet as Worksheet;
    // Записываем данные
    int i = 2;
    string bankrot;
    while (worksheet.Cells[i, 1].Value != null)
    {
        if (worksheet.Cells[i, 17].Value == 1)
        {
            bankrot = "банкрот";
        }
        else
        {
            bankrot = "не банкрот";
        }
        comboBox1.Items.Add(worksheet.Cells[i, 1].Value + " (" +
worksheet.Cells[i, 16].Value + ") (" + bankrot + ")");
        i++;
    }
    CloseExcel();
}
private void fromExcel()
{
    // Открываем приложение
    application = new Application
    {
        DisplayAlerts = false
    };
    // Открываем книгу
    workbook =
application.Workbooks.Open(Path.Combine(Environment.CurrentDi
rectory, template));
    // Получаем активную таблицу
    worksheet = workbook.ActiveSheet as Worksheet;
    // Записываем данные
    int i = 2;
    string bankrot;
    if (worksheet.Cells[i, 17].Value == 1)
    {
        bankrot = "банкрот";
    }
    else
    {
        bankrot = "не банкрот";
    }
    while ((worksheet.Cells[i, 1].Value + " (" + worksheet.Cells[i,
16].Value + ") (" + bankrot + ")") != comboBox1.Text)
    {
        i++;
        if (worksheet.Cells[i, 17].Value == 1)

```

```

    {
        bankrot = "банкрот";
    }
    else
    {
        bankrot = "не банкрот";
    }
}
textBox31.Text = worksheet.Cells[i, 1].Value.ToString();
for (int j = 0; j < 11; j++)
{
    balance[j] = worksheet.Cells[i, j + 2].Value;
}
for (int j = 11; j < 13; j++)
{
    balance[j] = worksheet.Cells[i, j + 3].Value;
}
balance[13] = worksheet.Cells[i, 13].Value;
textBox39.Text = worksheet.Cells[i, 16].Value.ToString();
if (worksheet.Cells[i, 17].Value == 1)
{
    checkBox1.Checked = true;
}
else
{
    checkBox1.Checked = false;
}
filltextbox(balance);
CloseExcel();
}
private void toExcel()
{
    // Открываем приложение
    application = new Application
    {
        DisplayAlerts = false
    };
    // Открываем книгу
    workbook =
application.Workbooks.Open(Path.Combine(Environment.CurrentDi
rectory, template));
    // Получаем активную таблицу
    worksheet = workbook.ActiveSheet as Worksheet;
    // Записываем данные
    int i = 2;
    while ((worksheet.Cells[i, 1].Value != null) &&
((worksheet.Cells[i, 1].Value != textBox31.Text) ||
(worksheet.Cells[i, 2].Value != double.Parse(textBox39.Text))))
    {
        i++;
    }
    worksheet.Cells[i, 1] = textBox31.Text;
for (int j = 0; j < 11; j++)
{
    worksheet.Cells[i, j+2] = balance[j].ToString();
}
for (int j = 11; j < 13; j++)
{
    worksheet.Cells[i, j + 3] = balance[j].ToString();
}
worksheet.Cells[i, 13] = balance[13].ToString();
worksheet.Cells[i, 16] = textBox39.Text.ToString();
if (checkBox1.Checked == true)
{
    worksheet.Cells[i, 17] = 1;
}
else
{
    worksheet.Cells[i, 17] = 0;
}
CloseExcel();
}
private void resultsToExcel()
{
    // Открываем приложение
    application = new Application
    {
        DisplayAlerts = false
    };
    // Открываем книгу
    workbook =
application.Workbooks.Open(Path.Combine(Environment.CurrentDi
rectory, template1));
    // Получаем активную таблицу
    worksheet = workbook.ActiveSheet as Worksheet;
    // Записываем данные
    int i = 2;
    while ((worksheet.Cells[i, 1].Value != null) &&
((worksheet.Cells[i, 1].Value != textBox31.Text) ||
(worksheet.Cells[i, 2].Value != double.Parse(textBox39.Text))))
    {
        i++;
    }
    worksheet.Cells[i, 1] = textBox31.Text;
    worksheet.Cells[i, 2] = double.Parse(textBox39.Text);
    if (checkBox1.Checked == true)
    {
        worksheet.Cells[i, 3] = 1;
    }
    else
    {
        worksheet.Cells[i, 3] = 0;
    }
    worksheet.Cells[i, 4] = textBox21.Text;
    worksheet.Cells[i, 5] = textBox22.Text;
}
}

```

```

worksheet.Cells[i, 6] = textBox23.Text;
worksheet.Cells[i, 7] = textBox24.Text;
worksheet.Cells[i, 8] = textBox25.Text;
worksheet.Cells[i, 9] = textBox26.Text;
worksheet.Cells[i, 10] = textBox20.Text;
worksheet.Cells[i, 11] = textBox41.Text;
worksheet.Cells[i, 12] = textBox36.Text;
worksheet.Cells[i, 13] = textBox28.Text;
worksheet.Cells[i, 14] = textBox29.Text;
    CloseExcel();
}
[DllImport("user32.dll", SetLastError = true)]
static extern uint GetWindowThreadProcessId(int hWnd, ref int
lpdwProcessId);
private void CloseExcel()
{
workbook.SaveAs(Path.Combine(Environment.CurrentDirectory,
savedFileName));
    if (application != null)
    {
        int excelProcessId = -1;
        GetWindowThreadProcessId(application.Hwnd, ref
excelProcessId);
        workbook.Close();
        application.Quit();
        application = null;
        try
        {
            Process process = Process.GetProcessById(excelProcessId);
            process.Kill();
        }
        finally { }
    }
}
private void altman(double[] balance)
{
    double[] x = new double[5];
    CultureInfo ci = new CultureInfo("en-us");
    x[0] = (balance[2] + balance[7] + balance[8]) / balance[4];
    x[1] = balance[12] / balance[4];
    x[2] = balance[11] / balance[4];
    x[3] = balance[5] / (balance[6] + balance[7] + balance[8]);
    x[4] = balance[10] / balance[4];
    if (balance[4] == 0)
    {
        x[0] = 0;
        x[1] = 0;
        x[2] = 0;
        x[4] = 0;
    }
    if ((balance[6] + balance[7] + balance[8]) == 0)
    {
        x[3] = 0;

```

```

    }
    textBox14.Text = x[0].ToString("F04", ci);
    textBox15.Text = x[1].ToString("F04", ci);
    textBox16.Text = x[2].ToString("F04", ci);
    textBox17.Text = x[3].ToString("F04", ci);
    textBox18.Text = x[4].ToString("F04", ci);
    double z = 0;
    z = 1.2 * x[0] + 1.4 * x[1] + 3.3 * x[2] + 0.6 * x[3] + x[4];
    textBox19.Text = z.ToString("F04", ci);
    if (z < 1.81) textBox20.Text = "Очень высокая";
    if ((1.81 <= z) & (z < 2.77)) textBox20.Text = "Высокая";
    if ((2.77 <= z) & (z < 2.99)) textBox20.Text = "Средняя";
    if (z >= 2.99) textBox20.Text = "Низкая";
}
private void davidovoyBelikova(double[] balance)
{
    double[] x = new double[4];
    CultureInfo ci = new CultureInfo("en-us");
    x[0] = balance[2] / balance[4];
    x[1] = balance[12] / balance[5];
    x[2] = balance[9] / balance[4];
    x[3] = balance[12] / balance[13];
    if (balance[4] == 0)
    {
        x[0] = 0;
        x[2] = 0;
    }
    if (balance[5] == 0)
    {
        x[1] = 0;
    }
    if (balance[13] == 0)
    {
        x[3] = 0;
    }

    textBox33.Text = x[0].ToString("F04", ci);
    textBox34.Text = x[1].ToString("F04", ci);
    textBox37.Text = x[2].ToString("F04", ci);
    textBox38.Text = x[3].ToString("F04", ci);
    double z = 0;
    z = 8.38 * x[0] + x[1] + 0.054 * x[2] + 0.63 * x[3];
    textBox40.Text = z.ToString("F04", ci);
    if (z < 0) textBox41.Text = "Максимальная";
    if ((0 <= z) & (z < 0.18)) textBox41.Text = "Высокая";
    if ((0.18 <= z) & (z < 0.32)) textBox41.Text = "Средняя";
    if ((0.32 <= z) & (z < 0.42)) textBox41.Text = "Низкая";
    if (z >= 0.42) textBox41.Text = "Минимальная";
}
private void Mamdani(double[] balance)
{
    double[] x = new double[6];
    CultureInfo ci = new CultureInfo("en-us");

```

```

x[0] = balance[5] / balance[4];
x[1] = (balance[5] - balance[0]) / balance[2];
x[2] = balance[2] / (balance[7] + balance[8]);
x[3] = balance[1] / balance[7];
x[4] = balance[9] / ((balance[3] + balance[4]) / 2);
x[5] = balance[12] / ((balance[3] + balance[4]) / 2);

if (balance[4] == 0)
{
    x[0] = 0;
}
if (balance[2] == 0)
{
    x[1] = 0;
}
if ((balance[7] + balance[8]) == 0)
{
    x[2] = 0;
}
if (balance[7] == 0)
{
    x[3] = 0;
}
if ((balance[3] + balance[4]) == 0)
{
    x[4] = 0;
    x[5] = 0;
}
double[,] l = new double[5, 6];
for (int j = 0; j < 6; j++)
    for (int i = 0; i < 5; i++)
        l[i, j] = 0;
if (x[0] < 0.4) l[0, 0] = 1;
if ((x[0] >= 0.4) & (x[0] < 0.5))
{
    l[0, 0] = 1 - (x[0] - 0.4) / 0.1;
    l[1, 0] = 1 - (0.5 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.5) & (x[0] < 0.6))
{
    l[1, 0] = 1 - (x[0] - 0.5) / 0.1;
    l[2, 0] = 1 - (0.6 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.6) & (x[0] < 0.7))
{
    l[2, 0] = 1 - (x[0] - 0.6) / 0.1;
    l[3, 0] = 1 - (0.7 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.7) & (x[0] < 0.8))
{
    l[3, 0] = 1 - (x[0] - 0.7) / 0.1;
    l[4, 0] = 1 - (0.8 - x[0]) / 0.1;
}
if (x[0] >= 0.8) l[4, 0] = 1;
if (x[1] < 0.2) l[0, 1] = 1;
if ((x[1] >= 0.2) & (x[1] < 0.4))
{
    l[0, 1] = 1 - (x[1] - 0.2) / 0.2;
    l[1, 1] = 1 - (0.4 - x[1]) / 0.2;
}
if ((x[1] >= 0.4) & (x[1] < 0.5))
{
    l[1, 1] = 1 - (x[1] - 0.4) / 0.1;
    l[2, 1] = 1 - (0.5 - x[1]) / 0.1;
}
if ((x[1] >= 0.5) & (x[1] < 0.6))
{
    l[2, 1] = 1 - (x[1] - 0.5) / 0.1;
    l[3, 1] = 1 - (0.6 - x[1]) / 0.1;
}
if ((x[1] >= 0.6) & (x[1] < 0.8))
{
    l[3, 1] = 1 - (x[1] - 0.6) / 0.2;
    l[4, 1] = 1 - (0.8 - x[1]) / 0.2;
}
if (x[1] >= 0.8) l[4, 1] = 1;
if (x[2] < 0.4) l[0, 2] = 1;
if ((x[2] >= 0.4) & (x[2] < 0.6))
{
    l[0, 2] = 1 - (x[2] - 0.4) / 0.2;
    l[1, 2] = 1 - (0.6 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 0.6) & (x[2] < 0.8))
{
    l[1, 2] = 1 - (x[2] - 0.6) / 0.2;
    l[2, 2] = 1 - (0.8 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 0.8) & (x[2] < 1))
{
    l[2, 2] = 1 - (x[2] - 0.8) / 0.2;
    l[3, 2] = 1 - (1 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 1) & (x[2] < 1.2))
{
    l[3, 2] = 1 - (x[2] - 1) / 0.2;
    l[4, 2] = 1 - (1.2 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 1.2)) l[4, 2] = 1;
if (x[3] < 0) l[0, 3] = 1;
if ((x[3] >= 0) & (x[3] < 0.2))
{
    l[0, 3] = 1 - (x[3]) / 0.2;
    l[1, 3] = 1 - (0.2 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.2) & (x[3] < 0.4))
{

```

```

I[1, 3] = 1 - (x[3] - 0.2) / 0.2;
I[2, 3] = 1 - (0.4 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.4) & (x[3] < 0.6))
{
I[2, 3] = 1 - (x[3] - 0.4) / 0.2;
I[3, 3] = 1 - (0.6 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.6) & (x[3] < 0.8))
{
I[3, 3] = 1 - (x[3] - 0.6) / 0.2;
I[4, 3] = 1 - (0.8 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.8)) I[4, 3] = 1;
if (x[4] < 0.4) I[0, 4] = 1;
if ((x[4] >= 0.4) & (x[4] < 0.6))
{
I[0, 4] = 1 - (x[4] - 0.4) / 0.2;
I[1, 4] = 1 - (0.6 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 0.6) & (x[4] < 0.8))
{
I[1, 4] = 1 - (x[4] - 0.6) / 0.2;
I[2, 4] = 1 - (0.8 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 0.8) & (x[4] < 1))
{
I[2, 4] = 1 - (x[4] - 0.8) / 0.2;
I[3, 4] = 1 - (1 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 1) & (x[4] < 1.2))
{
I[3, 4] = 1 - (x[4] - 1) / 0.2;
I[4, 4] = 1 - (1.2 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 1.2)) I[4, 4] = 1;
if (x[5] < 0.05) I[0, 5] = 1;
if ((x[5] >= 0.05) & (x[5] < 0.1))
{
I[0, 5] = 1 - (x[5] - 0.05) / 0.05;
I[1, 5] = 1 - (0.1 - x[5]) / 0.05;
}
if ((x[5] >= 0.1) & (x[5] < 0.2))
{
I[1, 5] = 1 - (x[5] - 0.1) / 0.1;
I[2, 5] = 1 - (0.2 - x[5]) / 0.1;
}
if ((x[5] >= 0.2) & (x[5] < 0.6))
{
I[2, 5] = 1 - (x[5] - 0.2) / 0.4;
I[3, 5] = 1 - (0.6 - x[5]) / 0.4;
}
if ((x[5] >= 0.6) & (x[5] < 1))

```

```

{
I[3, 5] = 1 - (x[5] - 0.6) / 0.4;
I[4, 5] = 1 - (1 - x[5]) / 0.4;
}
if ((x[5] >= 1)) I[4, 5] = 1;
int[] t = new int[15625];
int k = 0;
double[] y = new double[15625];
double[] s = new double[15625];
double[] max = new double[5];
double w = 0;
double sum = 0;
double g = 0;
for (int i = 0; i < 15625; i++) y[i] = 1;
for (int i = 0; i < 5; i++) max[i] = 0;
for (int a = 0; a < 5; a++)
for (int b = 0; b < 5; b++)
for (int c = 0; c < 5; c++)
for (int d = 0; d < 5; d++)
for (int e = 0; e < 5; e++)
for (int f = 0; f < 5; f++)
{
t[k] = 30 - a - b - c - d - e - f;
if (y[k] > I[a, 0]) y[k] = I[a, 0];
if (y[k] > I[b, 1]) y[k] = I[b, 1];
if (y[k] > I[c, 2]) y[k] = I[c, 2];
if (y[k] > I[d, 3]) y[k] = I[d, 3];
if (y[k] > I[e, 4]) y[k] = I[e, 4];
if (y[k] > I[f, 5]) y[k] = I[f, 5];
k++;
}
for (int j = 0; j < 15625; j++)
{
if ((t[j] > 24) & (y[j] > max[0])) max[0] = y[j];
if ((t[j] <= 24) & (t[j] > 18) & (y[j] > max[1])) max[1] = y[j];
if ((t[j] <= 18) & (t[j] > 12) & (y[j] > max[2])) max[2] = y[j];
if ((t[j] <= 12) & (t[j] > 6) & (y[j] > max[3])) max[3] = y[j];
if ((t[j] == 6) & (y[j] > max[4])) max[4] = y[j];
}
w += 0.2 * max[0];
sum += 0.1 * 0.2 * max[0];
for (int i = 1; i < 5; i++)
{
if (max[i - 1] > 0.5)
{
if (max[i] > 0.5)
{
sum += (0.2 * i + 0.1 * (1 - max[i - 1])) * 0.2 * (1 - max[i - 1]) * max[i - 1];
}
}
}

```

```

sum += (0.2 * (i + 1) - 0.1 * (1 - max[i])) * 0.2 * (1 - max[i])
* max[i];
sum += (0.2 * i + 0.2 * (1 - max[i - 1]) + (0.2 * max[i - 1] -
0.1) * (1.0 / 3.0 - (1.0 / 3.0) * max[i - 1]) / (0.5 + max[i - 1])) * 0.1 *
(max[i - 1] - 0.5) * (max[i - 1] + 0.5);
sum += (0.2 * i + 0.1 + (0.2 * max[i] - 0.1) * (((2.0 / 3.0) *
max[i] - 1.0 / 6.0) / (max[i] + 0.5))) * 0.1 * (max[i] - 0.5) * (max[i] +
0.5);
w += 0.2 * (1 - max[i - 1]) * max[i - 1];
w += 0.2 * (1 - max[i]) * max[i];
w += 0.1 * (max[i - 1] - 0.5) * (max[i - 1] + 0.5);
w += 0.1 * (max[i] - 0.5) * (max[i] + 0.5);
}
else
{
sum += (0.2 * i + 0.1 * (1 - max[i - 1])) * 0.2 * (1 - max[i -
1]) * max[i - 1];
sum += (0.2 * (i + 1 - max[i - 1]) + 0.2 * (max[i - 1] - max[i])
* (max[i] * 2.0 / 3.0 - max[i - 1] / 3.0) / (max[i] + max[i - 1])) * 0.1 *
(max[i - 1] + max[i]) * (max[i - 1] - max[i]);
sum += (0.2 * i + 0.15) * max[i] * 0.1;

w += 0.2 * (1 - max[i - 1]) * max[i - 1];
w += 0.1 * (max[i - 1] + max[i]) * (max[i - 1] - max[i]);
w += max[i] * 0.1;
}
}
else
{
if (max[i] > 0.5)
{
sum += (0.2 * i + 0.1 * (1 - max[i - 1])) * 0.2 * (1 - max[i -
1]) * max[i - 1];
sum += (0.2 * (i + max[i - 1]) + 0.2 * (max[i] - max[i - 1]) *
(max[i] * 2.0 / 3.0 - max[i - 1] / 3.0) / (max[i] + max[i - 1])) * 0.1 *
(max[i] + max[i - 1]) * (max[i] - max[i - 1]);
sum += (0.2 * i + 0.15) * max[i] * 0.1;

w += 0.2 * (1 - max[i - 1]) * max[i - 1];
w += 0.1 * (max[i] + max[i - 1]) * (max[i] - max[i - 1]);
w += max[i] * 0.1;
}
else
{
if (max[i] == max[i - 1])
{
sum += (0.2 * i + 0.1) * 0.2 * max[i];

w += 0.2 * max[i];
}
else if (max[i - 1] < max[i])
{
sum += (0.2 * i + 0.1) * 0.2 * max[i - 1];

```

```

sum += (0.2 * i + 0.2 * (max[i] * 2.0 / 3.0 + max[i - 1] /
3.0)) * (max[i] - max[i - 1]) * (max[i] - max[i - 1]) * 0.1;
sum += (0.2 * i + 0.1 + 0.1 * max[i]) * (max[i] - max[i - 1])
* 0.2 * (1 - max[i]);

w += 0.2 * max[i - 1];
w += (max[i] - max[i - 1]) * (max[i] - max[i - 1]) * 0.1;
w += (max[i] - max[i - 1]) * 0.2 * (1 - max[i]);
}
else
{
sum += (0.2 * i + 0.1) * 0.2 * max[i];
sum += (0.2 * i + 0.2 - 0.2 * (max[i - 1] * 2.0 / 3.0 + max[i]
/ 3.0)) * (max[i - 1] - max[i]) * (max[i - 1] - max[i]) * 0.1;
sum += (0.2 * i + 0.1 - 0.1 * max[i - 1]) * (max[i - 1] -
max[i]) * 0.2 * (1 - max[i - 1]);

w += 0.2 * max[i];
w += (max[i - 1] - max[i]) * (max[i - 1] - max[i]) * 0.1;
w += (max[i - 1] - max[i]) * 0.2 * (1 - max[i - 1]);
}
}
}
g = sum / w;
textBox35.Text = g.ToString("F04", ci);
if (g < 0.17) textBox36.Text = "Очень высокая";
if ((g >= 0.17) & (g < 0.33)) textBox36.Text = "Высокая";
if ((g >= 0.33) & (g < 0.57)) textBox36.Text = "Средняя";
if ((g >= 0.57) & (g < 0.85)) textBox36.Text = "Низкая";
if ((g >= 0.85) & (g <= 1)) textBox36.Text = "Очень низкая";
}
private void Tsukamoto(double[] balance)
{
double[] x = new double[6];
CultureInfo ci = new CultureInfo("en-us");
x[0] = balance[5] / balance[4];
x[1] = (balance[5] - balance[0]) / balance[2];
x[2] = balance[2] / (balance[7] + balance[8]);
x[3] = balance[1] / balance[7];
x[4] = balance[9] / ((balance[3] + balance[4]) / 2);
x[5] = balance[12] / ((balance[3] + balance[4]) / 2);

if (balance[4] == 0)
{
x[0] = 0;
}
if (balance[2] == 0)
{

```

```

x[1] = 0;
}
if ((balance[7] + balance[8]) == 0)
{
x[2] = 0;
}
if (balance[7] == 0)
{
x[3] = 0;
}
if ((balance[3] + balance[4]) == 0)
{
x[4] = 0;
x[5] = 0;
}
textBox21.Text = x[0].ToString("F04", ci);
textBox22.Text = x[1].ToString("F04", ci);
textBox23.Text = x[2].ToString("F04", ci);
textBox24.Text = x[3].ToString("F04", ci);
textBox25.Text = x[4].ToString("F04", ci);
textBox26.Text = x[5].ToString("F04", ci);
double[,] l = new double[5, 6];
for (int j = 0; j < 6; j++)
for (int i = 0; i < 5; i++)
l[i, j] = 0;

if (x[0] < 0.4) l[0, 0] = 1;
if ((x[0] >= 0.4) & (x[0] < 0.5))
{
l[0, 0] = 1 - (x[0] - 0.4) / 0.1;
l[1, 0] = 1 - (0.5 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.5) & (x[0] < 0.6))
{
l[1, 0] = 1 - (x[0] - 0.5) / 0.1;
l[2, 0] = 1 - (0.6 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.6) & (x[0] < 0.7))
{
l[2, 0] = 1 - (x[0] - 0.6) / 0.1;
l[3, 0] = 1 - (0.7 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.7) & (x[0] < 0.8))
{
l[3, 0] = 1 - (x[0] - 0.7) / 0.1;
l[4, 0] = 1 - (0.8 - x[0]) / 0.1;
}
if (x[0] >= 0.8) l[4, 0] = 1;

if (x[1] < 0.2) l[0, 1] = 1;
if ((x[1] >= 0.2) & (x[1] < 0.4))
{
l[0, 1] = 1 - (x[1] - 0.2) / 0.2;
l[1, 1] = 1 - (0.4 - x[1]) / 0.2;
}
if ((x[1] >= 0.4) & (x[1] < 0.5))
{
l[1, 1] = 1 - (x[1] - 0.4) / 0.1;
l[2, 1] = 1 - (0.5 - x[1]) / 0.1;
}
if ((x[1] >= 0.5) & (x[1] < 0.6))
{
l[2, 1] = 1 - (x[1] - 0.5) / 0.1;
l[3, 1] = 1 - (0.6 - x[1]) / 0.1;
}
if ((x[1] >= 0.6) & (x[1] < 0.8))
{
l[3, 1] = 1 - (x[1] - 0.6) / 0.2;
l[4, 1] = 1 - (0.8 - x[1]) / 0.2;
}
if (x[1] >= 0.8) l[4, 1] = 1;
if (x[2] < 0.4) l[0, 2] = 1;
if ((x[2] >= 0.4) & (x[2] < 0.6))
{
l[0, 2] = 1 - (x[2] - 0.4) / 0.2;
l[1, 2] = 1 - (0.6 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 0.6) & (x[2] < 0.8))
{
l[1, 2] = 1 - (x[2] - 0.6) / 0.2;
l[2, 2] = 1 - (0.8 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 0.8) & (x[2] < 1))
{
l[2, 2] = 1 - (x[2] - 0.8) / 0.2;
l[3, 2] = 1 - (1 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 1) & (x[2] < 1.2))
{
l[3, 2] = 1 - (x[2] - 1) / 0.2;
l[4, 2] = 1 - (1.2 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 1.2)) l[4, 2] = 1;
if (x[3] < 0) l[0, 3] = 1;
if ((x[3] >= 0) & (x[3] < 0.2))
{
l[0, 3] = 1 - (x[3]) / 0.2;
l[1, 3] = 1 - (0.2 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.2) & (x[3] < 0.4))
{
l[1, 3] = 1 - (x[3] - 0.2) / 0.2;
l[2, 3] = 1 - (0.4 - x[3]) / 0.2;
}

```

```

if ((x[3] >= 0.4) & (x[3] < 0.6))
{
    I[2, 3] = 1 - (x[3] - 0.4) / 0.2;
    I[3, 3] = 1 - (0.6 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.6) & (x[3] < 0.8))
{
    I[3, 3] = 1 - (x[3] - 0.6) / 0.2;
    I[4, 3] = 1 - (0.8 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.8)) I[4, 3] = 1;

if (x[4] < 0.4) I[0, 4] = 1;
if ((x[4] >= 0.4) & (x[4] < 0.6))
{
    I[0, 4] = 1 - (x[4] - 0.4) / 0.2;
    I[1, 4] = 1 - (0.6 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 0.6) & (x[4] < 0.8))
{
    I[1, 4] = 1 - (x[4] - 0.6) / 0.2;
    I[2, 4] = 1 - (0.8 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 0.8) & (x[4] < 1))
{
    I[2, 4] = 1 - (x[4] - 0.8) / 0.2;
    I[3, 4] = 1 - (1 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 1) & (x[4] < 1.2))
{
    I[3, 4] = 1 - (x[4] - 1) / 0.2;
    I[4, 4] = 1 - (1.2 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 1.2)) I[4, 4] = 1;
if (x[5] < 0.05) I[0, 5] = 1;
if ((x[5] >= 0.05) & (x[5] < 0.1))
{
    I[0, 5] = 1 - (x[5] - 0.05) / 0.05;
    I[1, 5] = 1 - (0.1 - x[5]) / 0.05;
}
if ((x[5] >= 0.1) & (x[5] < 0.2))
{
    I[1, 5] = 1 - (x[5] - 0.1) / 0.1;
    I[2, 5] = 1 - (0.2 - x[5]) / 0.1;
}
if ((x[5] >= 0.2) & (x[5] < 0.6))
{
    I[2, 5] = 1 - (x[5] - 0.2) / 0.4;
    I[3, 5] = 1 - (0.6 - x[5]) / 0.4;
}
if ((x[5] >= 0.6) & (x[5] < 1))

```

```

{
    I[3, 5] = 1 - (x[5] - 0.6) / 0.4;
    I[4, 5] = 1 - (1 - x[5]) / 0.4;
}
if ((x[5] >= 1)) I[4, 5] = 1;
int[] t = new int[15625];
int k = 0;
double[] y = new double[15625];
double[] s = new double[15625];
double[] z = new double[15625];
double alpha = 0;
double g = 0;
for (int i = 0; i < 15625; i++) y[i] = 1;
    for (int a = 0; a < 5; a++)
    for (int b = 0; b < 5; b++)
    for (int c = 0; c < 5; c++)
    for (int d = 0; d < 5; d++)
    for (int e = 0; e < 5; e++)
    for (int f = 0; f < 5; f++)
    {
        t[k] = 30 - a - b - c - d - e - f;
        if (y[k] > I[a, 0]) y[k] = I[a, 0];
        if (y[k] > I[b, 1]) y[k] = I[b, 1];
        if (y[k] > I[c, 2]) y[k] = I[c, 2];
        if (y[k] > I[d, 3]) y[k] = I[d, 3];
        if (y[k] > I[e, 4]) y[k] = I[e, 4];
        if (y[k] > I[f, 5]) y[k] = I[f, 5];
        k++;
    }

for (int j = 0; j < 15625; j++)
{
    if ((t[j] > 24)) z[j] = (y[j] + 0.25) / 5;
    if ((t[j] <= 24) & (t[j] > 18)) z[j] = (y[j] + 1.25) / 5;
    if ((t[j] <= 18) & (t[j] > 12)) z[j] = (y[j] + 2.25) / 5;
    if ((t[j] <= 12) & (t[j] > 6)) z[j] = (y[j] + 3.25) / 5;
    if ((t[j] == 6)) z[j] = (y[j] + 4.25) / 5;
    alpha = alpha + y[j];
    g = g + z[j] * y[j];
}

g = g / alpha;
textBox27.Text = g.ToString("F04", ci);
if (g < 0.16) textBox28.Text = "Очень высокая";
if ((g >= 0.16) & (g < 0.32)) textBox28.Text = "Высокая";
if ((g >= 0.32) & (g < 0.58)) textBox28.Text = "Средняя";
if ((g >= 0.58) & (g < 0.85)) textBox28.Text = "Низкая";
if ((g >= 0.85) & (g <= 1)) textBox28.Text = "Очень низкая";

}

private void Larsen(double[] balance)
{

```

```

double[] x = new double[6];
CultureInfo ci = new CultureInfo("en-us");
x[0] = balance[5] / balance[4];
x[1] = (balance[5] - balance[0]) / balance[2];
x[2] = balance[2] / (balance[7] + balance[8]);
x[3] = balance[1] / balance[7];
x[4] = balance[9] / ((balance[3] + balance[4]) / 2);
x[5] = balance[12] / ((balance[3] + balance[4]) / 2);

if (balance[4] == 0)
{
    x[0] = 0;
}
if (balance[2] == 0)
{
    x[1] = 0;
}
if ((balance[7] + balance[8]) == 0)
{
    x[2] = 0;
}
if (balance[7] == 0)
{
    x[3] = 0;
}
if ((balance[3] + balance[4]) == 0)
{
    x[4] = 0;
    x[5] = 0;
}

double[,] l = new double[5, 6];
for (int j = 0; j < 6; j++)
    for (int i = 0; i < 5; i++)
        l[i, j] = 0;
if (x[0] < 0.4) l[0, 0] = 1;
if ((x[0] >= 0.4) & (x[0] < 0.5))
{ l[0, 0] = 1 - (x[0] - 0.4) / 0.1;
  l[1, 0] = 1 - (0.5 - x[0]) / 0.1;
}
if ((x[0] >= 0.5) & (x[0] < 0.6))
{   l[1, 0] = 1 - (x[0] - 0.5) / 0.1;
    l[2, 0] = 1 - (0.6 - x[0]) / 0.1;
}   if ((x[0] >= 0.6) & (x[0] < 0.7))
{   l[2, 0] = 1 - (x[0] - 0.6) / 0.1;
    l[3, 0] = 1 - (0.7 - x[0]) / 0.1;
}   if ((x[0] >= 0.7) & (x[0] < 0.8))
{
    l[3, 0] = 1 - (x[0] - 0.7) / 0.1;
    l[4, 0] = 1 - (0.8 - x[0]) / 0.1;
}
if (x[0] >= 0.8) l[4, 0] = 1;
if (x[1] < 0.2) l[0, 1] = 1;
if ((x[1] >= 0.2) & (x[1] < 0.4))
{
    l[0, 1] = 1 - (x[1] - 0.2) / 0.2;
    l[1, 1] = 1 - (0.4 - x[1]) / 0.2;
}
if ((x[1] >= 0.4) & (x[1] < 0.5))
{
    l[1, 1] = 1 - (x[1] - 0.4) / 0.1;
    l[2, 1] = 1 - (0.5 - x[1]) / 0.1;
}
if ((x[1] >= 0.5) & (x[1] < 0.6))
{
    l[2, 1] = 1 - (x[1] - 0.5) / 0.1;
    l[3, 1] = 1 - (0.6 - x[1]) / 0.1;
}
if ((x[1] >= 0.6) & (x[1] < 0.8))
{
    l[3, 1] = 1 - (x[1] - 0.6) / 0.2;
    l[4, 1] = 1 - (0.8 - x[1]) / 0.2;
}
if (x[1] >= 0.8) l[4, 1] = 1;
if (x[2] < 0.4) l[0, 2] = 1;
if ((x[2] >= 0.4) & (x[2] < 0.6))
{
    l[0, 2] = 1 - (x[2] - 0.4) / 0.2;
    l[1, 2] = 1 - (0.6 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 0.6) & (x[2] < 0.8))
{
    l[1, 2] = 1 - (x[2] - 0.6) / 0.2;
    l[2, 2] = 1 - (0.8 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 0.8) & (x[2] < 1))
{
    l[2, 2] = 1 - (x[2] - 0.8) / 0.2;
    l[3, 2] = 1 - (1 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 1) & (x[2] < 1.2))
{
    l[3, 2] = 1 - (x[2] - 1) / 0.2;
    l[4, 2] = 1 - (1.2 - x[2]) / 0.2;
}
if ((x[2] >= 1.2)) l[4, 2] = 1;
if (x[3] < 0) l[0, 3] = 1;
if ((x[3] >= 0) & (x[3] < 0.2))
{
    l[0, 3] = 1 - (x[3]) / 0.2;
    l[1, 3] = 1 - (0.2 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.2) & (x[3] < 0.4))
{
    l[1, 3] = 1 - (x[3] - 0.2) / 0.2;
    l[2, 3] = 1 - (0.4 - x[3]) / 0.2;
}

```

```

}
if ((x[3] >= 0.4) & (x[3] < 0.6))
{
    I[2, 3] = 1 - (x[3] - 0.4) / 0.2;
    I[3, 3] = 1 - (0.6 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.6) & (x[3] < 0.8))
{
    I[3, 3] = 1 - (x[3] - 0.6) / 0.2;
    I[4, 3] = 1 - (0.8 - x[3]) / 0.2;
}
if ((x[3] >= 0.8)) I[4, 3] = 1;
if (x[4] < 0.4) I[0, 4] = 1;
if ((x[4] >= 0.4) & (x[4] < 0.6))
{
    I[0, 4] = 1 - (x[4] - 0.4) / 0.2;
    I[1, 4] = 1 - (0.6 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 0.6) & (x[4] < 0.8))
{
    I[1, 4] = 1 - (x[4] - 0.6) / 0.2;
    I[2, 4] = 1 - (0.8 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 0.8) & (x[4] < 1))
{
    I[2, 4] = 1 - (x[4] - 0.8) / 0.2;
    I[3, 4] = 1 - (1 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 1) & (x[4] < 1.2))
{
    I[3, 4] = 1 - (x[4] - 1) / 0.2;
    I[4, 4] = 1 - (1.2 - x[4]) / 0.2;
}
if ((x[4] >= 1.2)) I[4, 4] = 1;
if (x[5] < 0.05) I[0, 5] = 1;
if ((x[5] >= 0.05) & (x[5] < 0.1))
{
    I[0, 5] = 1 - (x[5] - 0.05) / 0.05;
    I[1, 5] = 1 - (0.1 - x[5]) / 0.05;
}
if ((x[5] >= 0.1) & (x[5] < 0.2))
{
    I[1, 5] = 1 - (x[5] - 0.1) / 0.1;
    I[2, 5] = 1 - (0.2 - x[5]) / 0.1;
}
if ((x[5] >= 0.2) & (x[5] < 0.6))
{
    I[2, 5] = 1 - (x[5] - 0.2) / 0.4;
    I[3, 5] = 1 - (0.6 - x[5]) / 0.4;
}
if ((x[5] >= 0.6) & (x[5] < 1))
{
    I[3, 5] = 1 - (x[5] - 0.6) / 0.4;
    I[4, 5] = 1 - (1 - x[5]) / 0.4;
}
}
if ((x[5] >= 1)) I[4, 5] = 1;
int[] t = new int[15625];
int k = 0;
double[] y = new double[15625];
double[] s = new double[15625];
double[] max = new double[5];
double g = 0;
int gl_max = 0;
for (int i = 0; i < 15625; i++) y[i] = 1;
for (int i = 0; i < 5; i++) max[i] = 0;
for (int a = 0; a < 5; a++)
    for (int b = 0; b < 5; b++)
        for (int c = 0; c < 5; c++)
            for (int d = 0; d < 5; d++)
                for (int e = 0; e < 5; e++)
                    for (int f = 0; f < 5; f++)
                        {
                            t[k] = 30 - a - b - c - d - e - f;
                            if (y[k] > I[a, 0]) y[k] = I[a, 0];
                            if (y[k] > I[b, 1]) y[k] = I[b, 1];
                            if (y[k] > I[c, 2]) y[k] = I[c, 2];
                            if (y[k] > I[d, 3]) y[k] = I[d, 3];
                            if (y[k] > I[e, 4]) y[k] = I[e, 4];
                            if (y[k] > I[f, 5]) y[k] = I[f, 5];
                            k++;
                        }
}
for (int j = 0; j < 15625; j++)
{
    if ((t[j] > 24) & (y[j] > max[0])) max[0] = y[j];
    if ((t[j] <= 24) & (t[j] > 18) & (y[j] > max[1])) max[1] = y[j];
    if ((t[j] <= 18) & (t[j] > 12) & (y[j] > max[2])) max[2] = y[j];
    if ((t[j] <= 12) & (t[j] > 6) & (y[j] > max[3])) max[3] = y[j];
    if ((t[j] == 6) & (y[j] > max[4])) max[4] = y[j];
}
for (int i = 1; i < 5; i++) if (max[i] > max[gl_max]) gl_max = i;
if (gl_max == 0) g = 0.1351;
else if (gl_max == 1) g = 0.2528;
else if (gl_max == 2) g = 0.4573;
else if (gl_max == 3) g = 0.7142;
else if (gl_max == 4) g = 0.9211;
textBox30.Text = g.ToString("F04", ci);
if (g < 0.17) textBox29.Text = "Очень высокая";
if ((g >= 0.17) & (g < 0.33)) textBox29.Text = "Высокая";
if ((g >= 0.33) & (g < 0.57)) textBox29.Text = "Средняя";
if ((g >= 0.57) & (g < 0.85)) textBox29.Text = "Низкая";
if ((g >= 0.85) & (g <= 1)) textBox29.Text = "Очень низкая";
}
private void filltextbox(double[] balance)
{
    textBox1.Text = balance[0].ToString();
}

```

```

textBox2.Text = balance[1].ToString();
textBox3.Text = balance[2].ToString();
textBox4.Text = balance[3].ToString();
textBox5.Text = balance[4].ToString();
textBox6.Text = balance[5].ToString();
textBox7.Text = balance[6].ToString();
textBox8.Text = balance[7].ToString();
textBox9.Text = balance[8].ToString();
textBox10.Text = balance[9].ToString();
textBox11.Text = balance[10].ToString();
textBox12.Text = balance[11].ToString();
textBox13.Text = balance[12].ToString();
textBox32.Text = balance[13].ToString(); }
private void readtextbox()
{
    balance[0] = double.Parse(textBox1.Text);
    balance[1] = double.Parse(textBox2.Text);
    balance[2] = double.Parse(textBox3.Text);
    balance[3] = double.Parse(textBox4.Text);
    balance[4] = double.Parse(textBox5.Text);
    balance[5] = double.Parse(textBox6.Text);
    balance[6] = double.Parse(textBox7.Text);
    balance[7] = double.Parse(textBox8.Text);
    balance[8] = double.Parse(textBox9.Text);
    balance[9] = double.Parse(textBox10.Text);
    balance[10] = double.Parse(textBox11.Text);
    balance[11] = double.Parse(textBox12.Text);
    balance[12] = double.Parse(textBox13.Text);
    balance[13] = double.Parse(textBox32.Text); }

    private void button4_Click(object sender, EventArgs e)
    {
        this.Close(); }
private void button5_Click(object sender, EventArgs e)
{
    this.Close();
}

    private void button3_Click(object sender, EventArgs e)
    {
        if ((textBox1.Text == "") || (textBox2.Text == "") ||
(textBox3.Text == "") || (textBox4.Text == "") || (textBox5.Text ==
"") || (textBox6.Text == "") || (textBox7.Text == "") || (textBox8.Text
== "") || (textBox9.Text == "") || (textBox10.Text == "") ||
(textBox11.Text == "") || (textBox12.Text == "") || (textBox13.Text
== "") || (textBox32.Text == "") || (textBox31.Text == "") ||
(textBox39.Text == ""))
        {
            Error er = new Error();
            er.ShowDialog();
        }
        else
        {
            readtextbox();
            altman(balance);
            davidovoyBelikova(balance);
            Tsukamoto(balance);
            Mamdani(balance);
            Larsen(balance);
            if (checkBox1.Checked == true)
            {
                textBox42.BackColor = Color.Red;
                textBox42.Text = "Банкрот";
            }
            else
            {
                textBox42.BackColor = Color.Green;
                textBox42.Text = "Не банкрот";
            }
            tabControl1.SelectedIndex = 1;
            savedFileName = template1;
            resultsToExcel();
            savedFileName = template; } }

private void button1_Click(object sender, EventArgs e)
{ fromExcel(); }
private void button2_Click(object sender, EventArgs e)
{
    string bankrot;
    if ((textBox1.Text == "") || (textBox2.Text == "") ||
(textBox3.Text == "") || (textBox4.Text == "") || (textBox5.Text ==
"") || (textBox6.Text == "") || (textBox7.Text == "") || (textBox8.Text
== "") || (textBox9.Text == ""))

```

ПРИЛОЖЕНИЕ Б ПЕРЕЧЕНЬ ПРЕДПРИЯТИЙ-БАНКРОТОВ И НЕБАНКРОТОВ

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
1	Авіакомпанія Національні Авіалінії України	2011	-2,5988	-20,4507	0,0902	0,0097	0,0119	-0,6330
	Авіакомпанія Національні Авіалінії України	2012	-2,1875	-6,9883	0,1324	0,0011	0,0003	1,2157
2	ВАТ "Харківський науково-технологічний комплекс"	2011	0,3942	-6,1935	0,2941	0,0438	0,0043	0,1439
	ВАТ "Харківський науково-технологічний комплекс"	2012	0,5709	0,7820	13,6067	10,3467	0,5043	-0,1019
3	ВАТ "ІФ Металопласт"	2011	0,6206	-0,2216	1,0578	0,3447	0,1268	0,0974
	ВАТ "ІФ Металопласт"	2012	0,7369	-0,2795	1,1858	0,0174	0,1194	-0,1354
4	ВАТ "Азовські мастила і оливи"	2011	0,5982	0,0536	1,3131	0,0095	1,0102	-0,2545
	ВАТ "Азовські мастила і оливи"	2012	0,3761	-0,4787	0,8456	0,0967	0,3843	-0,5142
5	ВАТ "Кам'янець-Подільське автотранспортне підприємство"	2011	-0,1477	-14,2965	0,1134	0,0032	1,2754	-0,2496
	ВАТ "Кам'янець-Подільське автотранспортне підприємство"	2012	-0,5580	-6,6397	0,2158	0,0058	2,2590	-0,3395
6	ВАТ "Луцький картонно-руберойдовий комбінат"	2011	0,3430	-0,3481	1,1508	0,0004	0,5723	-0,0173
	ВАТ "Луцький картонно-руберойдовий комбінат"	2012	0,3352	-0,2745	1,2318	0,0250	0,7509	-0,1024
7	ВАТ "Племінний завод "Велика Бурімка"	2011	0,9157	0,3869	1,8822	0,0030	0,8521	0,0101
	ВАТ "Племінний завод "Велика Бурімка"	2012	0,7073	0,5398	2,4171	0,0063	0,9775	0,0401
8	ВАТ "Полонський фарфоровий завод"	2011	-0,0696	-3,6261	0,2162	0,0002	0,0409	-0,0845
	ВАТ "Полонський фарфоровий завод"	2012	-0,1273	-0,2725	0,6748	0,0032	0,0013	-0,0701
9	ВАТ "Санаторій для батьків з дітьми "Чорноморець"	2011	0,0148	-8,5396	0,6643	0,0641	0,2095	0,0013
	ВАТ "Санаторій для батьків з дітьми "Чорноморець"	2012	0,0152	-11,0100	0,3381	0,0115	0,2372	-0,0016
10	ВАТ "Світловодський маслосиркомбінат"	2011	-3,2617	-9,7380	0,2727	0,0001	0,4759	-0,5062
	ВАТ "Світловодський маслосиркомбінат"	2012	-1,2721	-9,4055	0,1286	0,0001	0,6200	0,2257

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
11	ВАТ Ізюмське автотранспортне підприємство 16307	2011	0,4816	-0,4877	2,2415	0,0890	3,5390	-0,0522
	ВАТ Ізюмське автотранспортне підприємство 16307	2012	0,3143	-0,5766	1,0990	0,0317	3,0308	-0,2362
12	ВАТ Агромашбуд	2011	0,1054	0,0793	29,8305	0,0000	0,0000	0,0006
	ВАТ Агромашбуд	2012	0,0958	0,0735	11,4446	0,0000	0,0000	0,0069
13	ВАТ Аріал	2011	-1,4518	-3,6550	0,2188	0,0004	0,0000	-0,7996
	ВАТ Аріал	2012	-1,7221	-4,1652	0,1969	0,0089	0,0000	-0,2714
14	ВАТ Білозірська реалізаційна база хлібопродуктів	2011	0,2554	0,1611	1,3327	0,0139	0,6371	0,0270
	ВАТ Білозірська реалізаційна база хлібопродуктів	2012	0,2251	0,2228	1,5640	0,0046	0,0636	-0,2254
15	ВАТ Барвінківське АТП- 16338	2012	0,8377	0,8371	6,1382	1,3218	0,0000	0,0513
	ВАТ Барвінківське АТП- 16388	2011	0,8376	0,8260	5,7477	0,5665	0,0168	-0,2044
16	ВАТ Бериславський сирзавод	2011	-0,0163	-1,6404	0,4615	0,0012	1,8575	-0,0775
	ВАТ Бериславський сирзавод	2012	-0,9312	-3,2752	0,3228	0,0002	1,0888	-0,9324
17	ВАТ Берточ	2011	0,6447	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	-0,6168
	ВАТ Берточ	2012	0,5231	-1,4891	0,4018	0,0000	0,0000	-0,1191
18	ВАТ Бродівське Хлібоприймальне підприємство	2011	-0,4920	-0,6363	0,6111	0,0047	0,9758	0,0052
	ВАТ Бродівське хлібоприймальне підприємство	2012	0,5313	-0,5401	0,6493	0,0029	1,0409	0,2038
19	ВАТ Василівський агротехсервіс	2011	0,6861	-97,1240	0,0102	0,0003	0,0293	-0,0934
	ВАТ Василівський агротехсервіс	2012	0,5879	0,5868	2,4199	0,0044	0,0140	-0,0877
20	ВАТ Гамма	2011	-0,2975	-4,7685	0,4242	0,0314	0,1456	-0,4010
	ВАТ Гамма	2012	-0,2829	-16,4486	0,0900	0,0005	0,1029	-0,1458
21	ВАТ Готель Славутич	2012	-0,0351	-0,1731	0,8770	0,0016	0,1800	-0,1239
	ВАТ ГотельСлавутич	2011	0,0821	-0,1349	0,9227	0,0019	0,1641	0,0644
22	ВАТ Домобудівельний комбінат Відрадний	2011	-0,1488	-0,7666	0,5668	0,0074	4,5573	-0,3680
	ВАТ Домобудівельний комбінат Відрадний	2012	-0,0926	-0,2794	0,7823	0,1056	2,1786	-0,0051
23	ВАТ Здолбунівський завод продовольчих товарів	2011	-0,1280	-0,7201	1,2710	0,0226	1,4123	-0,1527
	ВАТ Здолбунівський завод продовольчих товарів	2012	-0,7226	-1,8699	1,0080	0,0110	1,6600	-0,2901

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
24	ВАТ Золотоношам'ясо	2011	0,0302	-0,0028	0,9972	0,0002	1,2749	0,0002
	ВАТ Золотоношам'ясо	2012	0,0282	-0,0141	1,0025	0,0113	1,2233	0,0001
25	ВАТ Інгулецька Спецекскавація	2011	0,3155	0,2452	1,3249	0,0025	1,9258	0,1920
	ВАТ Інгулецька спецекскавація	2012	0,4089	0,3043	1,5464	0,0117	0,3857	0,0687
26	ВАТ Катіон	2011	0,0802	0,0454	1,0475	0,0045	0,1041	-0,6109
	ВАТ Катіон	2012	-0,4868	-0,5463	0,6467	0,0030	0,0567	-0,5282
27	ВАТ Комісарівський завод торгового машинобудування	2011	0,4900	-5,6188	0,1511	0,0061	0,0217	-0,1214
	ВАТ Комісарівський завод торгового машинобудування	2012	0,2985	-8,1545	0,1092	0,0050	0,0219	-0,1703
28	ВАТ Лубниводбуд	2011	0,6677	0,1273	1,1458	0,0000	1,4882	0,0401
	ВАТ Лубниводбуд	2012	0,4496	-0,4002	0,7142	0,0374	0,3144	-0,2243
29	ВАТ Меблиторг	2011	0,3564	0,2767	1,3826	0,0513	2,2904	0,0007
	ВАТ Меблиторг	2012	0,0092	-0,1401	0,8771	0,0016	1,8107	-0,4248
30	ВАТ Науково-виробниче об'єднання композитних матеріалів	2011	0,1324	0,1316	2,5480	0,0000	0,0000	0,0605
	ВАТ Науково-виробниче об'єднання композитних матеріалів	2012	0,1471	0,1462	86094,3619	0,0429	0,0000	0,0000
31	ВАТ Пресмаш	2011	0,7359	0,5292	2,1239	0,0034	0,2209	-0,0475
	ВАТ Пресмаш	2012	0,4974	0,0197	1,3582	0,0008	0,3100	0,0009
32	ВАТ Приладобудівний завод Сокіл	2011	0,5025	0,0400	1,0417	0,0020	0,0115	-0,0217
	ВАТ Приладобудівний завод Сокіл	2012	0,4763	0,0241	1,0247	0,0000	0,0012	-0,0232
33	ВАТ Проектний інститут Дніпропроектстальконструкція	2011	0,1890	-0,4573	0,7273	0,0355	2,3620	0,0325
	ВАТ Проектний інститут Дніпропроектстальконструкція	2012	-0,3299	-0,5337	0,6753	0,0567	1,2090	-0,0196
34	ВАТ Прокат	2011	0,7714	-3,0921	0,2533	0,0000	0,0051	-0,0051
	ВАТ Прокат	2012	0,7244	-9,1698	0,0983	0,0000	0,0000	-0,0786
35	ВАТ Торговий дім	2011	-0,3447	-0,9420	0,5405	0,0309	2,8781	0,1182
	ВАТ Торговий дім	2012	-0,2841	-6,3862	0,1612	0,0018	0,8960	-0,0099
36	ВАТ Харківський цегельний завод №13	2011	0,0141	-1,4257	1,1592	0,1117	0,8001	-0,2115
	ВАТ Харківський цегельний завод №13	2012	-0,1477	-2,6211	0,6225	0,0032	0,1901	-0,1971
37	ВАТ Христинівський Агротехсервіс	2011	0,9793	0,9783	46,1696	0,0000	0,0000	0,0000
	ВАТ Христинівський Агротехсервіс	2012	0,9793	0,9783	46,1696	0,0000	0,0000	0,0000

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
38	ВАТ Шляхводбуд	2011	-0,1461	-4,7473	0,1740	0,0004	2,2870	-0,1466
	ВАТ Шляхводбуд	2012	-0,5368	-5,4522	0,1858	0,0000	0,3704	-0,3554
39	ЗАТ "Горохівський сільський будівельний комбінат"	2011	3,6427	0,1451	1,1697	0,0141	13,0414	0,0005
	ЗАТ "Горохівський сільський будівельний комбінат"	2012	0,2965	0,0999	1,1110	0,0000	4,8218	0,0149
40	ПАТ "Броварський шиноремонтний завод"	2011	0,4405	-6,4160	0,1348	0,0286	0,3247	0,0029
	ПАТ "Броварський шиноремонтний завод"	2012	0,4073	-3,4514	0,2247	0,0084	0,1851	-0,0021
41	ПАТ "Запорізький сталепрокатний завод"	2011	0,5269	-0,6139	0,6201	0,0035	1,6364	-0,0154
	ПАТ "Запорізький сталепрокатний завод"	2012	0,4746	-0,6077	0,6225	0,0016	1,7246	-0,0645
42	ПАТ "Миколаївський суднобудівний завод "Океан"	2011	-0,1105	-1,4152	1,0906	0,0272	0,2057	-0,0452
	ПАТ "Миколаївський суднобудівний завод "Океан"	2012	0,0499	-1,7841	0,9718	0,0772	0,0962	-0,1379
43	ПАТ "Острозьке хлібоприймальне підприємство"	2011	0,1958	-0,3895	1,9416	0,0308	1,2178	-0,0199
	ПАТ "Острозьке хлібоприймальне підприємство"	2012	0,1971	-0,0624	4,2523	0,0076	0,8245	-0,0230
44	ПАТ Племзавод Тімірязєво	2011	0,7743	-2,7800	0,2645	0,0003	0,2042	-0,0040
	ПАТ Племзавод Тімірязєво	2012	0,3616	-3,9069	0,2038	0,0000	0,0348	-0,1393
45	ТОВ "Торговий Дім "Західна молочна група"	2011	0,0171	-0,0807	1,1285	0,0108	2,4863	0,0746
	ТОВ "Торговий Дім "Західна молочна група"	2012	0,0688	0,0515	1,7100	0,0218	1,8276	-0,0301
46	ТОВ БК АВТ-ЕЛЕКТРОБУДМОНТАЖ	2011	0,3117	-0,8926	1,3669	0,0496	3,5350	-0,0523
	ТОВ БК АВТ-ЕЛЕКТРОБУДМОНТАЖ	2012	-0,2833	-1,7231	2,4299	0,0841	1,6180	-0,0340
47	ТОВ БК АТР ГРУП	2011	-1,9394	-16,5287	0,0902	0,0093	0,0082	-0,5026
	ТОВ БК АТР ГРУП	2012	-3,2196	-44,5946	0,0394	0,0064	0,0096	-0,4267
48	ТОВ МОКВИНСЬКА ПАПЕРОВА ФАБРИКА	2011	0,1107	0,0684	20,6697	0,0000	0,0000	0,0006
	ТОВ МОКВИНСЬКА ПАПЕРОВА ФАБРИКА	2012	0,0905	0,0990	35,1485	0,0000	0,0000	0,0005
49	ТОВ МОНТАЖМЕТ	2011	0,2554	0,1611	1,3327	0,0139	0,6371	0,0270
	ТОВ МОНТАЖМЕТ	2012	0,2554	0,1611	1,3327	0,0139	0,5735	0,0020
50	ТОВ НМП ЕЛЕКТРОПІВДЕНМОНТАЖ	2011	-2,8268	-6,2018	0,1702	0,0003	0,0000	-0,5122
	ТОВ НМП ЕЛЕКТРОПІВДЕНМОНТАЖ	2012	-2,1393	-4,8301	0,2188	0,0004	0,0000	-0,6310

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
1	Акціонерна судноплавна компанія Укррічфлот	2011	0,8253	-0,1184	0,9861	0,1028	1,0865	-0,0261
	Акціонерна судноплавна компанія Укррічфлот	2012	0,8447	0,3241	1,7241	0,0674	0,6279	-0,0211
2	Акціонерна холдингова компанія Укрнафтопродукт	2011	0,9608	0,3964	1,6567	0,5444	0,0000	-0,0002
	Акціонерна холдингова компанія Укрнафтпродукт	2012	0,9642	0,4537	1,8306	0,1340	0,0000	-0,0005
3	ВАТ "Білоцерківмеблі"	2011	0,1278	-0,4951	0,8786	0,9538	0,1516	0,0015
	ВАТ "Білоцерківмеблі"	2012	0,0968	-0,6462	5,1394	2,5847	0,5029	-0,2300
4	ВАТ "Енергодарбуд"	2011	1,0303	0,0277	1,5651	0,5280	0,1070	-0,0400
	ВАТ "Енергодарбуд"	2012	1,0738	0,3775	1,9348	0,1696	0,0105	-0,3003
5	ВАТ "Київтекстиль"	2011	0,5656	-0,6465	0,6443	0,0389	0,6360	0,1996
	ВАТ "Київтекстиль"	2012	0,4923	-0,3932	0,7516	0,0138	0,4704	0,0855
6	ВАТ "Коломийський завод сільськогосподарських машин"	2011	0,8621	-0,1909	0,8397	0,0032	0,1513	-0,0133
	ВАТ "Коломийський завод сільськогосподарських машин"	2012	0,8347	0,1151	1,5345	0,0234	0,3277	-0,0004
7	ВАТ "Модем"	2011	0,2364	-0,1376	0,8790	0,0568	2,1693	0,0108
	ВАТ "Модем"	2012	0,3017	-0,1051	0,9049	0,0098	1,8926	0,0499
8	ВАТ "Новотроїцьке рудоуправління"®	2011	0,4630	0,3133	1,5448	0,1059	0,7025	0,2220
	ВАТ "Новотроїцьке рудоуправління"®	2012	0,5415	0,2562	1,4253	0,4273	1,0085	0,2963
9	ВАТ "Полтавський гірничо-збагачувальний комбінат"	2011	0,5132	-0,0183	1,2115	0,0120	1,1188	0,1296
	ВАТ "Полтавський гірничо-збагачувальний комбінат"	2012	0,4368	0,2036	1,5572	0,4759	1,1743	0,2834
10	ВАТ "ПРИЗМА"	2011	0,8693	0,4019	0,9288	0,9979	1,1700	0,0104
	ВАТ "ПРИЗМА"	2012	0,3092	0,7977	0,8608	0,5237	0,1656	-0,1408
11	ВАТ "Телеканал "Тоніс"	2011	0,4005	-0,0408	3,0042	0,0647	1,5667	0,0046
	ВАТ "Телеканал "Тоніс"	2012	0,1272	0,0774	2,7810	0,0555	0,2581	0,0007
12	ВАТ "Тернопільобленерго"	2011	0,6905	-3,8082	0,5390	0,0183	0,8887	-0,0189
	ВАТ "Тернопільобленерго"	2012	0,6520	-3,9053	0,4868	0,0136	1,0393	0,0230
13	ВАТ "Запорізький автогенний завод"	2011	0,2193	-0,1703	2,0201	0,0394	1,5863	-0,0627
	ВАТ "Запорізький автогенний завод"	2012	0,1608	-0,2301	1,5492	0,0269	2,8116	0,1929
14	ВАТ Азовські мастила і оливи	2011	0,5157	0,2982	4,0838	0,0594	3,2158	-0,0353
	ВАТ Азовські мастила і оливи	2012	0,3945	0,0536	1,3131	0,0096	2,4113	-0,2238

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
15	ВАТ Акціонерна компанія Південтрансенерго	2011	0,2162	0,1241	1,1418	0,0487	1,2088	0,0024
	ВАТ Акціонерна компанія Південтрансенерго	2012	0,1035	-0,1654	0,8581	0,0871	0,9528	-0,1975
16	ВАТ Білоцерківський завод залізобетонних конструкцій	2011	0,5856	-0,0885	1,1304	0,1712	2,2813	0,1613
	ВАТ Білоцерківський завод залізобетонних конструкцій	2012	0,5810	-0,1529	1,0706	0,0534	1,1803	0,0039
17	ВАТ Бориславський озокерит	2011	0,6883	0,3200	3,1618	0,5029	1,2136	-0,0261
	ВАТ Бориславський озокерит	2012	0,6681	0,2781	1,7848	0,0158	2,1437	0,0768
18	ВАТ Бурова компанія Букрос	2011	0,7635	-0,7937	0,5586	0,0022	0,1357	0,0001
	ВАТ Бурова компанія Букрос	2012	0,6991	-1,1290	0,4704	0,0059	0,1006	-0,0524
19	ВАТ Галенергобудпром	2011	0,7297	0,2143	1,4198	0,0048	1,1358	0,0073
	ВАТ Галенергобудпром	2012	0,7850	0,4642	2,1255	0,1694	1,3329	0,1052
20	ВАТ Добротвірський завод Буддеталь	2011	0,9989	0,9621	26,4138	1,2414	0,0229	0,0046
	ВАТ Добротвірський завод Буддеталь	2012	0,9996	0,9868	75,9000	13,2000	0,0068	0,0005
21	ВАТ Дослідний електромонтажний завод	2011	0,8582	0,7358	3,9116	0,1890	1,8005	0,1177
	ВАТ Дослідний електромонтажний завод	2012	0,8305	0,6779	3,1519	0,3603	1,6227	-0,0549
22	ВАТ Дубнобудматеріали	2011	0,8343	0,2614	1,3540	0,0069	1,9432	-0,0518
	ВАТ Дубнобудматеріали	2012	0,7871	0,0601	1,0639	0,0028	0,9028	-0,0777
23	ВАТ Експериментальний механічний завод	2011	0,6352	0,4187	1,7203	0,0009	0,0353	-0,0071
	ВАТ Експериментальний механічний завод	2012	0,6403	0,4178	1,7175	0,0002	0,0001	-0,0269
24	ВАТ Енергомонтажпроект	2011	0,9000	0,8261	5,7500	0,3333	1,1516	-0,0372
	ВАТ Енергомонтажпроект	2012	0,9003	0,8333	6,0000	0,1667	0,9126	0,0028
25	ВАТ Завод об'важнювачів	2011	0,8620	0,4826	1,9349	0,0702	0,9986	0,0539
	ВАТ Завод об'важнювачів	2012	0,8816	0,5421	2,3324	0,4080	0,9566	-0,0449
26	ВАТ Закордоненергокомплектб уд	2011	0,5914	0,2872	1,4029	0,0304	1,5888	0,0347
	ВАТ Закордоненергокомплектб уд	2012	0,6501	0,3551	1,5595	0,0508	0,7719	-0,0175
27	ВАТ Західенергоавтоматика	2011	0,1077	0,0489	1,0514	0,0229	2,6322	0,0491
	ВАТ Західенергоавтоматика	2012	0,7384	0,6884	3,2090	1,4573	2,5600	0,2339

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
28	ВАТ Київське будівельне управління теплових мереж	2011	-0,0726	-5,9067	0,1448	0,0072	0,0000	-0,0837
	ВАТ Київське будівельне управління теплових мереж	2012	0,3142	-7,4329	7,1200	0,4854	0,5929	0,0193
29	ВАТ Київський завод гумових і латексних виробів	2011	0,1942	-0,3527	1,2302	0,0008	0,9943	0,0849
	ВАТ Київський завод гумових і латексних виробів	2012	-0,0643	-0,4451	0,8819	0,0002	0,2639	-0,2331
30	ВАТ Київський завод експериментальних конструкцій	2011	0,8442	-0,1028	0,9068	0,0490	2,1323	0,0001
	ВАТ Київський завод експериментальних конструкцій	2012	0,6739	-2,6927	0,2708	0,0048	1,3981	-0,0854
31	ВАТ Ладижинський завод ЗБК	2011	0,6350	0,3012	1,4324	0,0494	2,3806	0,1470
	ВАТ Ладижинський завод ЗБК	2012	0,7101	0,4130	1,7037	0,0849	1,9841	0,0533
32	ВАТ Нафтоавтоматика	2011	0,4859	-0,2672	0,7860	0,0196	2,0038	0,0011
	ВАТ Нафтоавтоматика	2012	0,4697	-0,2740	0,7820	0,0955	1,2141	0,0060
33	ВАТ Національна акціонерна страхова компанія Оранта	2011	0,4729	-0,1319	2,7749	0,9635	1,0201	0,0098
	ВАТ Національна акціонерна страхова компанія Оранта	2012	0,6476	0,3202	5,1394	2,8582	0,5305	-0,2293
34	ВАТ Одеський завод гумових технічних виробів	2011	0,6072	-0,8955	0,5276	0,0283	0,3740	-0,0296
	ВАТ Одеський завод гумових технічних виробів	2012	0,6498	-0,7333	0,5769	0,0021	0,4481	-0,0191
35	ВАТ Південьзахіделектромережбуд	2011	0,3670	0,0343	1,7976	0,0071	1,0066	0,0031
	ВАТ Південьзахіделектромережбуд	2012	0,2672	0,0866	1,3259	0,0022	3,3563	0,0701
36	ВАТ ПНУТЕЕМ ЛьвівОргрес	2011	0,4933	0,3513	1,5416	0,3621	2,0981	0,1570
	ВАТ ПНУТЕЕМ ЛьвівОргрес	2012	0,3124	0,0896	1,0985	0,2771	1,7018	-0,1732
37	ВАТ Полтавський турбомеханічний завод	2011	0,2760	-0,4031	0,8213	0,0025	0,7813	-0,0146
	ВАТ Полтавський турбомеханічний завод	2012	0,4387	0,1731	1,3443	0,0170	0,9256	0,0005
38	ВАТ Росава	2011	0,5404	-3,3871	0,3455	0,0016	0,1948	-0,1129
	ВАТ Росава	2012	0,6517	-0,8237	0,5652	0,0126	0,1990	-0,0415

№	Назва	Рік	x1	x2	x3	x4	x5	x6
39	ВАТ Ушицький комбінат будівельних матеріалів	2011	0,6483	0,1330	2,0538	0,8389	3,6876	0,1440
	ВАТ Ушицький комбінат будівельних матеріалів	2012	0,7302	0,4648	3,7921	0,9055	1,9823	0,0743
40	ЗАТ "Харківський ювелірний завод"	2011	0,5455	0,4146	2,8715	0,0456	3,7099	0,0600
	ЗАТ "Харківський ювелірний завод"	2012	0,5491	0,4837	3,0458	0,0133	2,6755	0,0561
41	ПАТ "Сокіл"	2011	0,8328	0,8509	6,7097	3,5525	0,8718	0,1245
	ПАТ "Сокіл"	2012	0,7000	0,8444	6,4286	0,1286	1,3119	0,3796
42	ПАТ "ВНЗ "Міжрегіональна Академія управління персоналом"	2011	0,8890	0,0644	3,7795	0,0330	0,1886	0,0347
	ПАТ "ВНЗ "Міжрегіональна Академія управління персоналом"	2012	0,9137	0,4255	6,3056	0,3751	0,1873	0,0357
43	ПАТ "ЕПОС 2011"	2011	0,2389	-1,9380	0,3539	0,0164	0,9566	-0,0222
	ПАТ "ЕПОС 2011"	2012	0,2522	-1,1399	0,4810	0,0020	1,3239	0,0557
44	ПАТ "Київський мотоциклетний завод"	2011	0,7826	0,3221	1,4752	0,0039	0,3972	0,0159
	ПАТ "Київський мотоциклетний завод"	2012	0,8129	0,1816	1,2220	0,2083	0,2896	0,2596
45	ПАТ "Кронос"	2011	0,0595	-0,0427	3,5433	0,0757	1,6190	0,0008
	ПАТ "Кронос"	2012	0,1064	-0,1494	0,8581	0,0875	0,4571	-0,0954
46	ПАТ "Ювілейний"	2011	0,3492	-0,1900	0,8403	0,0966	6,7907	0,0323
	ПАТ "Ювілейний"	2012	0,2933	-0,0874	0,9197	0,2281	2,5377	0,4648
47	ПАТ Південтеплоенергомонтаж	2011	0,9293	0,7399	5,4063	1,4220	0,0010	0,0921
	ПАТ Південтеплоенергомонтаж	2012	0,9654	0,8569	9,9048	2,4581	0,0479	0,0056
48	ПАТ Страхова компанія "Народна"	2011	0,4591	-0,9419	0,5461	0,0185	0,1616	-0,0136
	ПАТ Страхова компанія "Народна"	2012	0,4761	-0,8524	0,6129	0,0063	0,1580	0,0542
49	ПАТ Укргідропроєкт	2011	0,5031	0,0017	1,0017	0,0767	2,4571	0,0007
	ПАТ Укргідропроєкт	2012	0,5171	0,3503	1,6793	0,0634	2,5835	0,2646
50	ПАТ "Укрриба"	2011	0,6169	-2,6880	0,2711	0,0101	1,6730	0,0004
	ПАТ "Укрриба"	2012	0,5642	-1,9492	0,3391	0,0057	2,0169	0,0014

ПРИЛОЖЕНИЕ В АКТ ВНЕДРЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи
аспіранта кафедри прикладної математики ФПМ НГУУ “КПІ”
Ові Нафас Агаи аг Гамиш

на тему “Прогнозування ризику банкрутства в промисловій і банківській сфері з
використанням нечітких моделей і алгоритмів”

ТОВ “Компанія “Технології комунікацій” засвідчує, що наукові дослідження опубліковані в дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук на тему “Прогнозування ризику банкрутства в промисловій і банківській сфері з використанням нечітких моделей і алгоритмів” аспіранта кафедри прикладної математики ФПМ НГУУ “КПІ” Ові Нафас Агаи аг Гамиш, науковий керівник д.т.н., проф. Зайченко Юрій Петрович., були впроваджені в компанії при реалізації проектів інформатизації організаційних систем в частині:

- застосування нечітких нейронних мереж з різними алгоритмами нечіткого виводу, які відрізняються можливістю врахування неповної і недостовірної інформації;
- застосування нечітких нейронних мереж ANFIS і TSK а також нечіткого МГУА для прогнозування ризиків банкрутства банків.

Зокрема, результати дисертаційної роботи застосовувалися при розробці бізнес-моделей проектів інформатизації українських та зарубіжних замовників:

- Проект інформатизації “Risc.VTA”.

Замовник – RISC, Inc. (718 FM 1959, Suite A Houston, Texas 77034 USA).

Виконавці – ЗАТ “Софтлайн”, ТОВ “Компанія “Технології комунікацій”

- Проект інформатизації “FINANCE”.

Замовник – фінансово-промислова компанія “Comit AG” (11 Buckhauserstrasse CH-8048 Zurich Switzerland).

Виконавці – ЗАТ “Софтлайн”, ТОВ “Компанія “Технології комунікацій”

Цей акт і результати застосування наукових досліджень є власністю компанії і не можуть бути предметом для фінансових або ділових відносин та предметом розгляду авторських та суміжних прав.

Директор
ТОВ “Компанія “Технології комунікацій”



Стокоз В.М.