На правах рукописи

**Кузнецов Александр Владимирович**

# ФОРМИРОВАНИЕ ОБРАЗА КЛИЕНТА-ЗАЕМЩИКА КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА НА ОСНОВЕ АППАРАТА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

08.00.13 – математические и инструментальные методы экономики

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Самара-2006

Работа выполнена на кафедре прикладной математики государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королева».

Научный руководитель – д.ф.-м.н., профессор А.И. Жданов

Официальные оппоненты:
доктор экономических наук, профессор В.В.Агафонова
кандидат экономических наук, доцент С.Д. Смирнов

Ведущая организация - ГОУ ВПО «Ульяновский государственный университет»

Защита состоится «21» декабря 2006 года в «10» часов на заседании диссертационного совета ДМ 212.215.01 при Самарском государственном аэрокосмическом университете имени академика С.П. Королева по адресу: 443086, г. Самара, Московское шоссе, 34.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С.П. Королева.

Автореферат разослан «8» ноября 2006 г.

Ученый секретарь диссертационного совета,
доктор экономических наук, доцент М.Г. Сорокина

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы исследования.** Российский банковский бизнес в настоящие время столкнулся целым рядом новых проблем, характерных для страны, которая быстрыми темпами стремится к статусу страны с устойчивой и стабильной экономикой. В связи с переходом экономики РФ к фазе стабильного экономического роста наблюдалось систематическое снижение ставки рефинансирования Центробанка, обусловленное умеренным уровнем инфляции и профицитом бюджета, вызванным ростом мировых цен на энергоносители.

Указанные макроэкономические процессы привели к снижению банковских процентных ставок и к уменьшению процентной маржи коммерческих банков. Последние годы также имела место выраженная тенденция к снижению спрэда. Например, за 2002-2003 годы в Поволжском банке Сбербанка РФ ставка размещения снизилась с 18% до 13,8%, процентная маржа – с 7,8% до 6,2%, а спрэд изменился с 10,2% до 6,5%, и эта тенденция сохранялась в 2004-2005 годах. В результате доходы банков упали, и при существующей доле просроченной и безнадежной задолженности в структуре активов банков (5,9% в 2005г. для ПБ СБ РФ) возникла необходимость в поиске новых для России путей для покрытия расходов, компенсации прямых убытков и извлечения прибыли.

В рамках общепринятых банковских технологий можно предотвратить снижение доходности кредитных операций двумя способами: 1) путем размещения большего количества кредитов; 2) посредством уменьшения кредитных рисков, в первую очередь и как следствие снижение доли невозвращенных и просроченных кредитов.

Все вышеперечисленное привело к изменению стратегии кредитной политики коммерческих банков. Началась борьба за улучшение конкурентных позиций на рынке судного капитала. Ряд банков включился в программы долгосрочного кредитования, включая лизинг и ипотеку. Началась обвальная выдача потребительских кредитов и массовая раздача пластиковых кредитных карт. Однако на практике выдача потребительских кредитов под залог приобретаемой техники и кредитование с использованием банковских карт оказались весьма рискованными операциями. Кроме того, в силу объективных причин, высоко рисковые операции оказались совершенно неприемлемыми для некоторых банков. В первую очередь, это касается Сбербанка России и Внешторгбанка, поскольку одним из основных акционеров этих банков является государство, и которые практикуют осторожную кредитною стратегию и консервативную кредитную политику.

Отличительной особенностью организации работы Сбербанка РФ является его ориентация на массовое обслуживание гражданского населения России. В результате банк располагает разветвленной филиальной сетью, наличие которой вызвано не экономическими интересами банка, а социальной политикой государства. Эта политика, продиктованная внеэкономическими причинами, приводит к тому, что большие долгосрочные пассивы (главным образом, вклады от населения) покрываются за счет краткосрочных активов. Но из теории банковского дела хорошо известно, что такая структура кредитно-депозитного портфеля не является оптимальной и существенно снижает эффективность работы банка. Очевидно, что в рамках социально–ориентированной политики Сбербанка остается единственный путь для оптимизации депозитно-кредитного портфеля – увеличение доли юридических лиц в структуре клиентов банка.

Но юридические лица, как правило, нуждаются в значительных по величине заемных средствах, и, следовательно, в случае невозврата такого кредита банк несет большие потери. Компенсировать подобные потери можно двумя способами: 1) повышая премию за риск, увеличивая размер годовой процентной ставки клиенту банка; 2) снижая риск невозврата кредита, проводя тщательный анализа бизнеса потенциального заемщика.

Первый способ выглядит весьма привлекательно, но приводит к ухудшению конкурентных позиций банка на рынке ссудного капитала.

Второй способ требует больших трудозатрат кредитного отдела, кредитного комитета и службы безопасности банка, что приводит к увеличению среднего срока прохождения заявки, и к снижению текущей ссудной задолженности. А это, в свою очередь, влечет за собой увеличение доли просроченной задолженности в структуре кредитного портфеля банка.

Единственным способом сокращения срока прохождения заявки без снижения качества работы кредитного отдела является широкое использование средств анализа бизнеса потенциального заемщика с целью определения меры риска невозврата кредита. Наилучшим образом для этих целей подходят нейронные сети, которые используют нечетко-множественные методы и адаптивный математический инструментарий, позволяют распознавать характерные признаки недобросовестного заемщика, и, параллельно, самообучаются в процессе анализа большого количества кредитных заявок.

Все перечисленное выше позволяет сделать вывод об актуальности проблемы формирования образа клиента-заемщика коммерческого банка на основе аппарата нейронных сетей для снижения кредитных рисков.

**Состояние изученности проблемы.** Многочисленные аспекты деятельности коммерческих банков исследованы российскими экономистами. В их число входят такие известные ученые, как Ачкасов А.И., Гришанов Г.М., Лаврушин О.И., Ковалева Т.М., Новиков А.А., Кошечкин С.А., Човушян Э.О., Сидоров М.А., Протасов В.Ф., Кузьмин И.И., Романов С.В. и др.

Многие особенности функционирования банков описаны в работах зарубежных экономистов. В частности, существенный вклад в теорию банковского дела внесли Синкли Джозеф Ф., Валравен К., Поттер Р., Рид Э., Роуз П. и другие.

Несомненная заслуга в приложении теории нейронных сетей к экономическим и финансовым задачам принадлежит Кохонену Т., Горбаню А.Н., Ежову А.Г., Шумскому Т.П. и др. Однако на сегодняшний день отсутствуют работы, посвященные приложению теории нейронных сетей к практическим проблемам банковского бизнеса.

Таким образом, недостаточная изученность данной проблемы, ее актуальность и положительные примеры применения искусственных нейронных сетей в других науках и областях человеческого знания определила цели и задачи настоящего исследования.

**Цель и задачи исследования.** Целью диссертационного исследования является решение задачи снижения кредитных рисков посредством разработки методики и инструментов для формирования образа клиента коммерческого банка на основе аппарата искусственных нейронных сетей.

Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

- Проанализировать влияние кредитного риска на процентную ставку кредита, характеризующую его доходность.
- Рассмотреть показатели, характеризующие состояние работы с проблемными и просроченными активами в коммерческом банке.
- Провести сравнительный анализ методов классификации клиентов применительно к банковской деятельности и выявить среди них наиболее эффективный и надежный;
- Уточнить границы применимости стандартных методов анализа кредитных проектов;
- Определить перечень параметров, на основе которых формируется образ заемщика;
- Рассмотреть теорию искусственных нейронных сетей, базирующуюся на основных положениях и практике использования их в решениях задач различных сфер научно-практической деятельности для определения возможности применения искусственных нейронных сетей для достижения целей исследования.
- Произвести адаптацию инструментария искусственных нейронных сетей для получения более высокой точности классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка по сравнению с методиками, наиболее применяемыми в кредитных институтах.
- Разработать усовершенствованную методику синтеза образа недобросовестного заемщика на основе аппарата искусственных нейронных сетей;

**Объектом исследования** являются кредитные отношения коммерческого банка с хозяйствующими субъектами - юридическими лицами.

**Предметом исследования** является методы, модели и инструменты обеспечения поддержки процедуры анализа и классификации бизнеса клиентов банка, основанные на использовании аппарата искусственных нейронных сетей.

**Методологическая и теоретическая основа диссертационного исследования**. В диссертации использованы труды отечественных и зарубежных ученых, законодательные акты, ме-

тодические и нормативные материалы, касающиеся проблемы устойчивого функционирования банков.

Методы исследования основываются на теории банковского дела, теории вероятностей, нечетко-множественных методах, математической статистике, теории нейронных сетей.

**Научной новизной** обладают следующие результаты работы:

- установлена совокупность параметров, на основе которых формируется образ заемщика, распознаваемый с помощью искусственных нейронных сетей;
- введены в практику понятия «образ», «обучение» и «адаптация» применительно к задачам распознавания образа заемщика коммерческого банка с помощью аппарата нейронных сетей.
- произведена адаптация инструментария искусственных нейронных сетей для получения более высокой точности классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка по сравнению с методиками, наиболее применяемыми в кредитных институтах.
- разработана методика синтеза образа недобросовестного заемщика на основе искусственных нейронных сетей: самоорганизующихся карт Кохонена и многослойного персептрона.
- установлены границы применимости традиционных методов анализа кредитных проектов с контрагентами – юридическими лицами;
- выявлена предпочтительность использования аппарата нейронных сетей для классификации групп клиентов коммерческого банка по сравнению с множественным дискриминантным анализом и рейтинговыми моделями;

**Практическая значимость** исследования заключается в ориентации на широкое использование разработанной методики и алгоритма в коммерческих банках. Методика распознавания образа заемщика позволяет существенно снизить кредитные риски без ухудшения конкурентных позиций коммерческого банка на рынке ссудного капитала.

**Апробация результатов исследования.** Основные теоретические и практические положения работы докладывались автором: на II научно-практической конференции «Трансформация социально-экономических отношений в современных условиях», Пенза-2004; на VII Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2005», Москва, МИФИ-2005; Седьмом Всероссийском симпозиуме по прикладной и промышленной математике (Кисловодск, 2006); на XII межвузовской научно-практической конференции студентов и аспирантов, (Самара, СИУ, 2006).

**Публикации.** Основные положения диссертации отражены в 10 опубликованных работах, общим объемом 2,4 п.л.

**Объем и структура диссертации.** Структура диссертации, ее логика соответствуют цели исследования. Диссертационная работа включает в себя введение, три главы с выводами, заключение и список использованных источников, включающий 157 наименований. Диссертация изложена на 161 странице машинописного текста, содержит 24 рисунка, 19 таблиц и 1 приложение с исходными данными исследования.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность выбранной темы диссертационного исследования, сформулированы цели и задачи, кратко изложены основные результаты, раскрыта и обоснована научная новизна, указана апробация результатов работы.

В первой главе **«Сущность банковского кредитного риска и методы его оценки»** проанализированы окружающая среда банковского менеджмента, которая отличается достаточно высокой динамичностью. Для рыночной экономики характерна определенная нестабильность, порождаемая конкурентной средой, неустойчивыми потребительскими предпочтениями, циклическими перестройками продуктовых рядов и другими факторами. Все это проявляется в сфере банковского предпринимательства в виде многочисленных и разнообразных рисков, прямо или косвенно влияющих на функциональность и устойчивость кредитных организаций. Поэтому важнее всего определить индивидуальный комплекс потенциально опасных для коммерческого банка рисков и оценить их. В ходе исследования рассмотрены существующие методы определения рисков, их структура и взаимосвязь. Выявлено что основной финансовый риск банка – это кредитный риск.

Именно с этим обстоятельством связана необходимость детального рассмотрения кредитного риска, как атрибута банковской деятельности. При выдаче кредита основной опасностью является то, что заемщик может несвоевременно возвратить кредит или возвратить его не в полном объеме, или вообще не вернуть. Кредитный риск связан также с процентным и ликвидным рисками. Это объясняется тем, что кризис ликвидности или угроза неплатежеспособности банка не возникают неожиданно, а причиной их бывает чрезмерно высокий кредитный риск, проявляющийся в непогашении больших сумм кредитов. Кредитный риск влияет и на процентную ставку кредита, характеризующую его доходность, так как банк вынужден использовать методы компенсации данной категории рисков.

Сильная зависимость процентной ставки кредита от величины риска вынуждает банки уделять большое внимание ее определению для каждого заемщика и для каждого кредитного договора. Обозначим через $\mathbf{P}$ вероятность невозврата взятой заемщиком ссуды, а через $\alpha_0$ - безрисковую ставку процента, представляющую собой цену кредита при отсутствии риска.

Реальная процентная ставка $\alpha$ вычисляется по формуле:

$$\alpha = \frac{1+\alpha_0}{1-P} - 1 = \frac{\alpha_0 + P}{1-P} \qquad (1)$$

и зависит от кредитного риска и назначается банком из условия компенсации возможных потерь. Разность $\Delta\alpha$ между процентной ставкой с учетом риска $\alpha$ и безрисковым процентом $\alpha_0$ представляет собой премию за риск непогашения кредита и вычисляется по формуле:

$$\Delta\alpha = (1+\alpha_0)\frac{P}{1-P} \qquad (2)$$

Также для правильной оценки доходности кредитов банки должны учитывать необходимость отвлечения части привлеченных ресурсов в резервный фонд (резерв на возможные потери по ссудам). Если $\gamma$ - норматив отчисления привлеченных средств в резервный фонд, то премия за риск невозврата ссуды составляет:

$$\Delta\alpha = (1+\alpha_0)\frac{P+\gamma}{1-P-\gamma}. \qquad (3)$$

При существенном риске невозврата премия за риск банку оказывается настолько большой, что заемщик откажется от кредита. Когда кредитный риск небольшой, банку удается скомпенсировать потери. Таким образом, величина $\Delta\alpha$ ограничена конкуренцией на рынке ссудного капитала, и не может существенно превосходить среднестатистического рыночного значения. Именно с этим связана проблема поиска альтернативных методов снижения банковских рисков. Поэтому далее проанализированы способы снижения уровня проблемных активов в кредитных портфелях банков.

Наиболее общим и часто применяемым в банковской практике является показатель удельного веса просроченной ссудной задолженности ( $\mathbf{Y}$ ), характеризующий состояние вопроса работы с проблемными и просроченными активами. Этот показатель рассчитывается как отношение объема просроченной ссудной задолженности (ПСЗ) к объему общей ссудной задолженности (т.е. сумме просроченной и текущей ссудной задолженности):

$$Y = \frac{ПСЗ}{ОСЗ}\cdot 100\% = \frac{ПСЗ}{ПСЗ + ТСЗ}\cdot 100\% \qquad (4)$$

Общая постановка задачи прогнозирования и оптимизации показателя $\mathbf{Y}$ может быть осуществлена в следующем виде:

$$\begin{cases} Y = F(ПСЗ, ТСЗ) \to Y_{min} \\ Y \le \bar{Y} \end{cases} \qquad (5)$$

где $\bar{Y}$ - максимально допустимая величина $\mathbf{Y}$, задаваемая экспертным путем.

Удельный вес просроченной ссудной задолженности может быть снижен за счет: 1) возврата долгов; 2) увеличения объемов кредитования; 3) аннулирования (списания) долгов, признанных безнадежными.

В рамках исследования рассмотрен «гибридный» путь, связанный с увеличением объема кредитования за счет сокращения сроков прохождения заявки через кредитный комитет при одновременном снижении вероятности невозврата за счет отбраковки «высоко рисковых» клиентов. В связи с этим возникает задача классификации клиентов коммерческого банка. В последнее время стали использоваться методы, позволяющие учесть неполноту и искаженность информации для задач классификации, а также вероятностную природу получаемых заключений. К ним, в частности, относятся нечетко-множественный и логико-вероятностный методы. К этой группе методов примыкает класс математических моделей, к которым относятся искусственные нейронные сети и генетические алгоритмы. Системы искусственного интеллекта, ориентированные на задачу распознавания сильно зашумленных образов позволяют справиться с подобными задачами в других сферах и областях человеческого знания.

Во второй главе **«Применение искусственных нейронных сетей для распознавания образа клиента банка»** рассмотрены вопросы приложения теории ИНС к задаче классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка.

Уточнено понятия «образ», которое применительно к случаю классификации клиентов банка совпадает с понятием «класс».

Применительно к задачам, возникающим в процессе деятельности коммерческого банка, введены понятия:

Обучение - это процесс, в результате которого система поддержки принятия управленческих решений постепенно приобретает способность реагировать на воздействие определенных совокупностей границ финансовых коэффициентов и другой рейтинговой и экспертной информации.

Адаптация - это окончательная настройка параметров и структуры системы поддержки принятия управленческих решений с целью достижения требуемого качества управленческих решений в условиях непрерывных изменений внешних условий.

Для того, чтобы применение нейросетевой модели было оправдано, необходимо: 1) чтобы задача обладала следующими признаками: отсутствовал алгоритм ее решения или были бы не известны принципы ее решения, но при этом имелось достаточное количество примеров; 2) проблема изначально характеризуется наличием больших объемов входной информации; 3) данные неполны или избыточны, зашумлены, или частично противоречивы. Именно этим критериям удовлетворяет задача классификации клиентов банка.

Методика применения искусственных нейронных сетей в задачах классификации заемщика базируется на основных положениях и практике использования искусственных нейронных сетей в решениях задач различных сферах научной и практической деятельности. Подход к использованию данной методики предусматривает шесть этапов решения финансово-экономических задач:

I этап – постановка задачи: включает в себя определение целей и информационного пространства исследования, выработку алгоритма его проведения.

II этап – сбор данных для обучения: набор репрезентативного материала – примеров для обучения сети, каждый из которых представляет массив входных данных и в, случае использования обучения с учителем соответствующий ему известный ответ.

III этап – создание и обучение нейронной сети с использованием программы-эмулятора на персональном компьютере. Данный этап, в свою очередь, включает: 1) подготовку матрицы данных; 2) отбор наиболее информативной подсистемы признаков; 3) определение архитектуры искусственной нейронной сети; 4) обучение окончательной нейросетевой модели оптимизированной архитектуры; 5) оценку направления и степени влияния признаков, составляющих входной вектор на моделируемый параметр.

IV этап – создание интерфейса: разработка средств взаимодействия с пользователем в целях облегчения ввода данных, интерпретации результата, вывода ответа сети.

V этап – адаптация отладка программы.

VI этап – доучивание. В условиях реальной работы накапливаются данные, которые используются для дальнейшего обучения уже имеющейся нейронной сети с целью ее приложения к анализу конкретных объектов.

В процессе нейрокомпьютинга осуществлялся прогноз оценки кредитоспособности выборки заемщиков юридических лиц и сравнивался с фактическими результатами возврата и обслуживания долга этими клиентами. В процессе данного нейрокомпьютинга и анализа теории нейронных сетей рассматривались различные разработки ИНС, в частности ИНС Хопфилда, Хэмминга, однослойные и многослойные персептроны с прямым и двунаправленным распространением, СОК Кохонена, звезда Гроссберга применительно к задачам исследования.

Выяснилось, что нейронные сети Хопфилда и Хэмминга относятся к таким нейронным сетям, в которых весовые коэффициенты синапсов рассчитываются только однажды перед началом функционирования сети на основе информации об обрабатываемых данных, и все обучение сети сводится именно к этому расчету. Сеть фактически просто запоминает образцы до того, как на ее вход поступают реальные данные, и не может изменять свое поведение, поэтому говорить о звене обратной связи не приходится. Сети с подобной логикой работы обычно используются для организации ассоциативной памяти и неприменимы для решения задач данной диссертационной работы. Наиболее эффективный результат распознавания образа заемщика был получен при моделировании многослойным персептроном с прямым распространением (MLP), обученным алгоритмом обратного распространения ошибки и при использовании самоорганизующихся карт Кохонена.

Алгоритм обучения ИНС с помощью процедуры обратного распространения для решения задачи исследования строился следующим образом:

1. Подать на входы сети одно из возможных состояний и в режиме обычного функционирования ИНС, когда сигналы распространяются от входов к выходам, рассчитать значения последних:

$$\mathbf{s_j^{(n)} = \sum_{i=0}^{M} y_i^{(n-1)} \cdot w_{ij}^{(n)}} \quad , \tag{6}$$

где M – число нейронов в слое n-1 с учетом нейрона с постоянным выходным состоянием +1, задающего смещение; $y_i^{(n-1)}=x_{ij}^{(n)}$ – i-ый вход нейрона j слоя n.

$$y_j^{(n)} = f(s_j^{(n)}), \tag{7}$$

где $f(s)$ – сигмоид

$$y_q^{(0)}=I_q, \tag{8}$$

где $I_q$ – q-ая компонента вектора входного образа.

2. Рассчитать $\delta^{(N)}$ для выходного слоя.

$$\mathbf{\delta_l^{(N)} = (y_l^{(N)} - d_l) \cdot \frac{dy_l}{ds_l}} \quad , \tag{9}$$

Рассчитать изменения весов $\Delta w^{(N)}$ слоя N.

$$\mathbf{\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot y_i^{(n-1)}} \tag{10}$$

3. Рассчитать по формулам (9) и (10) $\delta^{(n)}$ и $\Delta w^{(n)}$ для всех остальных слоев, n=N-1,...,1.

$$\mathbf{\delta_j^{(n)} = \left[ \sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j}{ds_j}} \tag{11}$$

4. Скорректировать все веса в НС

$$\mathbf{w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t)} \tag{12}$$

5. Если ошибка сети существенна, то вернутся к началу алгоритма.

Другой вариант решения той же задачи дается при помощи моделирования НС алгоритмом Кохонена. Этот алгоритм предусматривает подстройку синапсов на основании их значений от предыдущей итерации.

1. На стадии инициализации всем весовым коэффициентам присваиваются небольшие случайные значения.

2. На входы сети подается входное состояние, и сигналы возбуждения распространяются по всем слоям согласно принципам классических прямопоточных сетей.

3. На основании полученных выходных значений нейронов по формуле (13) производится изменение весовых коэффициентов. Из всего слоя выбирается нейрон, значения синапсов которого максимально походят на входное состояние, и подстройка весов по формуле (13) проводится

только для него. Выбор такого нейрона осуществляется расчетом скалярного произведения вектора весовых коэффициентов с вектором входных значений. Максимальное произведение дает выигравший нейрон.

$$\mathbf{w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \alpha \cdot \left[ y_i^{(n-1)} - w_{ij}(t-1) \right]} \quad (13)$$

Из вышеприведенной формулы видно, что обучение сводится к минимизации разницы между входными сигналами нейрона, поступающими с выходов нейронов предыдущего слоя $y_i^{(n-1)}$, и весовыми коэффициентами его синапсов.

4. Продолжить цикл с шага 2, пока выходные значения сети не стабилизируются с заданной точностью.

Применение этого способа определения завершения обучения, отличного от использовавшегося для сети обратного распространения, обусловлено тем, что подстраиваемые значения синапсов фактически не ограничены.

В связи с этим в таблице 1 предлагаются этапы анализа кредитоспособности заемщика с помощью данных искусственных нейронных сетей и использованием генетических алгоритмов.

Таблица 1

| Анализ кредитоспособности заемщика с помощью искусственных нейронных сетей | | |
|---|---|---|
| Вид НС - анализа | Действия | Дополнения |
| 1. СОК Кохонена | Проанализировать карту частот обученной СОК - используя коэффициенты и показатели двухфакторной, пятифакторной модели Альтмана, моделей Таффлера, Лиса и Фулмера в близкие временные периоды для предприятий с краткосрочными кредитами | Сравнить полученные результаты с результатами кластерного анализа по методу Вальда (с вычислением Евклидовой меры) |
| 2. MLP-сети и генетический алгоритм | Обучить MLP-сети (с помощью алгоритма обратного распространения ошибки)- используя результаты кластерного анализа (выделенные группы), как показатели классификации | Выделить примеры обучающей и контрольной выборок на которых сеть не обучилась в отдельную группу и проанализировать методами дескриптивной статистики |

В процессе проведения исследования преследовалось решение двух взаимосвязанных задач: 1) анализа всей совокупности юридических лиц для подтверждения излагаемого подхода; 2) разработка методики и алгоритма применения ИНС для достижения цели исследования.

В качестве входных показателей выбраны и использовались: коэффициент текущей ликвидности, удельный вес заемных средств в пассивах; (текущие активы-текущие обязательства)/все активы; нераспределенная прибыль/ все активы; прибыль до уплаты процентов и налогов/все активы; собственный капитал/заемный капитал; объем продаж/все активы; прибыль от реализации/краткосрочные обязательства; оборотные активы/сумма обязательств; краткосрочные обязательства/сумма активов; выручка/сумма активов; оборотный капитал/сумма активов; прибыль от реализации/сумма активов; нераспределенная прибыль/сумма активов; собственный капитал/заемный капитал; нераспределенные прибыли прошлых лет/совокупные активы; объем реализации/совокупные активы; прибыль до уплаты налогов/совокупные активы; денежный поток/полная задолженность; долговые обязательства/совокупные активы; текущие пассивы/ совокупные активы; log (материальные активы).

*I этап.* Самоорганизующиеся карты Кохонена рассчитаны на неуправляемое обучение. По существу СОК Кохонена предназначены для распознавания кластеров в данных, а также для установления близости классов. В работе СОК Кохонена использовались для оценки финансовых рисков по фактическим результатам возврата кредитов. Выборка предприятий исследования

делилась на два подмножества обучающие и контрольное в каждое из которых входили предприятия всех трех классов, классифицированных по факту погашения ссудной задолжности. В процессе исследования обучение СОК Кохонена осуществлялся методом последовательных приближений. Начиная, со случайным образом выбранного исходного расположения центров, алгоритм постепенно улучшает его так, чтобы улавливать кластеризацию обучающих данных. В некотором отношении в результате итеративной процедуры обучения сеть организуется таким образом, что элементы соответствующие центрам, расположенным близко друг от друга в пространстве входов, будут близко располагаться друг от друга на топологической карте. Топологический слой в нашем случае представлен в виде двухмерной решетки, которая преобразуется (отображается) в N-мерное пространство входов. Основой итерационного алгоритма обучения является последовательность эпох, на каждой из которых каждый обучающий пример последовательно обрабатывается при выполнении определенного набора операций и происходит выбор «выигравшего нейрона», ближе всего по значениям весов расположенного к входному примеру и – последующая коррекция этого нейрона на входной пример. При этом на каждой новой эпохе используются убывающие коэффициенты скорости обучения, с целью более «точной» коррекции на каждой эпохе. В результате позиция этого нейрона, представляет те наблюдения, для которых нейрон оказывается выигравшим. Результаты анализа частот выигрышей нейронов, представленных на топографической карте, приведены в таблице 2.

Таблица 2

| Анализ кредитного риска выбранных предприятий на топографической карте | | | |
|---|---|---|---|
| Выборка | Топографическая карта | | |
| | % (из выборки анализируемых предприятий) | | |
| Обучающая | 5,12 (30% - невозврат и 70% сомнительные) | 41,02 (50% - возврат и 50% сомнительных. | 2,56 (100% - возврат ) |
| | 7,69 (100% - сомнительные) | 2,56 (100% - сомнительные) | 15,38 (100% - сомнительные) |
| | 5,12 (100% - невозврат) | 0 | 20,51 (100% - возврат) |
| Контрольная | 5,12 (100% - сомнительные) | 48,71 (100% - возврат ) | 0 |
| | 7,69 (100% - сомнительные) | 0 | 2,56 (30% - невозврат и 70% - возврат ) |
| | 12,89 (100% - невозврат) | 2,56 (100% - сомнительные) | 20,51 (100% - возврат ) |

Даже на такой небольшой выборке наблюдений при сравнении обучающего и контрольного множества отмечается совпадение частот выигрышей нейронов. Однако, при этом несколько нейронов, оказались элементами с нулевой частотой, на карте малой размерности, что является показателем не полного использования ресурсов нейронной сети. Но, в связи с невозможностью увеличить выборку, кластеры были промаркированы. Для этого на построенной топологической карте отмечали предприятия в соответствии с фактическими результатами обслуживания ссуды и ее погашения.

При этом выяснилось, что один из кластеров обучающей выборки включает балансы предприятий, которые не смогли обслуживать заем, вышли на просрочку и для возврата долга были запущены арбитражные процедуры (5,12%-невозврат). Этот же кластер на контрольной выборке включал финансовые показатели (коэффициенты) - 12,89% балансов предприятий, то есть балансов предприятий не только тех возврат ссуды, от которых происходил на основании судебных решений, но и предприятий которые вышли на просрочку, но смогли погасить свои ссуды. Однако они сделали это только с помощью бюджетного дотирования. Вывод из анализа которых позволил их действительно отнести к группе предприятий с невозможностью их кредитования, несмотря на то, что ссуда была возвращена.

*II этап.* На втором этапе нейросетевого анализа, были обучены две MLP – сети (обучение проводили алгоритмом обратного распространения ошибки). Проектирование искусственных нейронных сетей проводили с помощью *Мастера сети NNS Statistica*

Обработка информации в MLP сети состоит из взаимодействия между слоями нейронов в системе, в результате которой нейроны выходного слоя передают результат взаимодействия во внешнюю среду. Таким образом, проектирование связей между нейронами эквивалентно программированию системы для обработки входа и создания желаемого выхода.

Для методики разработанной в диссертации использована структура сети, характеризующаяся: полной связью нейронов (каждый нейрон первого слоя связан с каждым нейроном второго слоя); двунаправленной связью, при которой нейроны первого слоя связаны с нейронами второго, которые, в свою очередь, имеют связь с нейронами первого слоя. Нейронная сеть имеет три слоя нейронов с иерархической связью (нейроны нижнего слоя связаны только с нейронами следующего уровня).

Первый слой является входным слоем, который получает внешние данные в виде финансовых коэффициентов характеризующих состояние предприятий. Нейроны входного слоя посылают сигналы всем нейронам следующего слоя. Изначально весовые коэффициенты между первым и вторым слоем фиксированы и равны 1. Нейроны второго слоя отмечают свойства финансовых коэффициентов анализируемых организаций. Третий слой является выходным, и каждый нейрон в нем выдает или не выдает сигнал. Этот слой имеет обратную связь со вторым слоем. В начале работы персептрон не имеет полной связи между вторым и третьим слоями. Она создается в процессе обучения персептрона. Нейроны второго и третьего слоя вычисляют их вход, используя уравнение:

$$NET_i = \sum w_{ji} OUT_j + w_{0i} OUT_0 \qquad (14)$$

где $OUT_j$ - выходы из нейронов предыдущего слоя. Нейроны третьего слоя имеют влияние фактора OUT с фиксированным значением $w_{oi}$=l. Вес фактора $w_{oi}$ изменяется в процессе обучения. В этом контексте фактор OUT можно представить как выход нейрона второго слоя, равный 1.

Процесс обучения сети под задачу классификации заемщика заключается в формировании весов связей между вторым и третьим слоями в соответствии со следующим уравнением:

$$w_{ji}^{нов} = w_{ji}^{стар} + \alpha(DESOUT_i - OUT_i) \qquad (15)$$

где $w_{ji}$ - весовая связь нейрона j второго слоя с нейроном i третьего слоя, $DESOUT_i$ - или правильный выход нейрона i третьего слоя и $OUT_i$, - реальный выход нейрона i.

Если нейрон i посылает правильный импульс (выход) во внешнюю среду, тогда веса к нейронам второго слоя не изменяются. Однако, если выход нейрона i равен единице, когда он должен быть равен нулю, тогда весовые связи с нейронами второго слоя уменьшаются путем умножения на величину $\alpha$. Если с другой стороны, нейрон i имеет выход 0, когда правильный импульс равен 1, то весовые связи к нейронам второго слоя увеличиваются путем умножения на величину $\alpha$, где $0 \le \alpha \le 1$.

Обучение персептрона происходит следующим образом. На вход персептрона подают множество совокупностей финансовых коэффициентов характеризующих заемщика из обучающего подмножества по одному и подстраивают веса до тех пор, пока не будет достигнут требуемый выход. За конечное число шагов сеть научилась разделять классы с состояниями предприятий, соответствующим фактам погашения ссудной задолженности при условии, что множество линейно разделимо.

Для определения количества состояний предприятий, которое требуется подать на вход персептрона, чтобы его обучить, и выбрать последовательность проведения обучение с тем, чтобы минимизировать данный процесс, вводится величина, которая равна разности между требуемым или целевым выходом DESOUT и реальным выходом OUT:

$$\delta = (DESOUT - OUT) \qquad (16)$$

В этом случае алгоритм обучения персептрона сохраняется, если $\delta$ умножается на величину каждого входа $x_i$, и это произведение добавляется к соответствующему весу. С целью обобщения вводится коэффициент скорости обучения $\eta$, который умножается на $\delta * x_i$ что позволяет управлять средней величиной изменения весов. То есть:

$$\Delta_i = \eta \delta x_i; \qquad (17)$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \Delta_i, \qquad (18)$$

где $\delta_i$ - коррекция, связанная с i-м входом $x_i$, $w_i(n)$ и $w_i(n+l)$ - значения весов соответственно до и после коррекции.

Таким образом, для задачи формирования образа заемщиков, изменяет веса в соответствии с требуемым и реальным значениями выхода каждой полярности, как для непрерывных, так и для бинарных входов и выходов.

Для упрощения покажем сущность работы заданного персептрона для задачи исследования в случае двойной размерности. Предположим, используются только два атрибута в каждом применении: коэффициент ликвидности (проходной - 1, непроходной - 0), обозначаемый через $x_1$; коэффициент удельного веса заемных средств в пассивах (проходной - 1, непроходной – 0), обозначаемый через $x_2$. Возможные пары значений (0,0), (1,0), (0,1) и (1,1) соответствуют четырем точкам a,b,c,d на плоскости. Теперь изобразим данный аспект с помощью персептронной сети (Рис.1). Видно, что структура сети характеризуется прямой связью из входного слоя ко второму слою с весовыми коэффициентами равными 1. Второй слой имеет два нейрона. Каждый из них получает вход из входного слоя и посылает их выходы на выходной слой.

Выходной слой имеет один нейрон, который означает одобрение (1) или неодобрение (0) кредитной заявки. Весовые связи со второго в третий слой обозначены через $w_{11}$ и $w_{21}$ для связей нейронов 1 и 2 во втором слое к нейрону 1 в третьем слое. Вход к нейрону в третьем слое (выходном) равен:

$$NET_1 = w_0 + w_{11}x_1 + w_{21}x_2 \tag{19}$$

Вышеприведенное уравнение (19) - уравнение прямой с известными значениями $x_1$ и $x_2$ и неизвестными значениями весов.

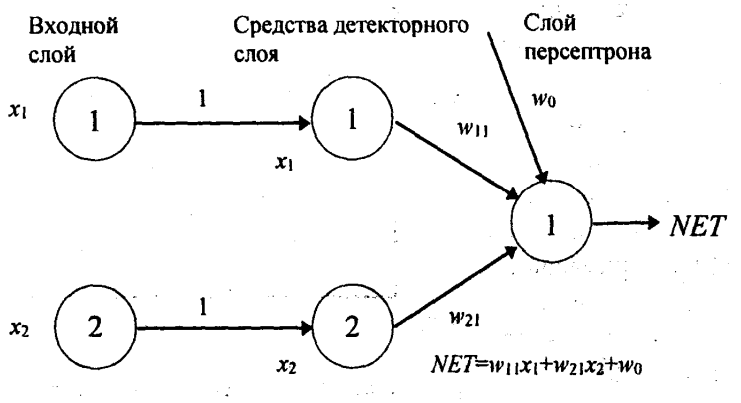


Рис.1 Структурное изображение примера
для формирования образа заемщика с двумя переменными

Предположим, что желаемый выход в случае одобрения кредита, когда клиент имеет проходной коэффициент ликвидности ($x_1$=l) и коэффициент удельного веса заемных средств в пассивах у клиента либо проходной ($x_2$=1), либо плохой ($x_2$=0). Обучение сети определяет значение весов в уравнении (19), так что точки d(l,l) и b(1,0) располагаются по одну сторону прямой и точки a(0,0) и c(0,1) - по другую сторону.

Веса можно было бы определить так, чтобы точки b и d являлись бы выходом из сети со значениями равными 1, а другие точки со значениями, равными 0. Таким образом, уравнение (19) относится к прямой, которая разделяет банковские кредиты на "одобренные" и "неодобренные".

Для определения весов требуется решить следующую систему уравнений (20):

$$\begin{cases} w_0 + w_{11} * 1 + w_{21} * 1 = 1 \\ w_0 + w_{11} * 0 + w_{21} * 0 = 0 \\ w_0 + w_{11} * 1 + w_{21} * 0 = 1 \\ w_0 + w_{11} * 0 + w_{21} * 0 = 0 \end{cases} \tag{20}$$

Когда число атрибутов увеличивается до трех, прямая представляется плоскостью в трехмерном пространстве. Когда число атрибутов более трех, линия раздела является гиперплоскостью в n-мерном пространстве. Но идея остается той же. Для функционирования персептрона входные коэффициенты должны быть такими, чтобы возможные ответы можно было ранжировать на n частей гиперплоскостью в n-мерном пространстве.

Рассмотренные возможности персептрона применительно к задаче формирования образа заемщика показывают, что нейронные сети способны представлять сложные отношения между входными и выходными данными путем использования простых математических формул. Таким образом, для разработки нейронных сетей применительно к задаче исследования нет необходимости математического описания отношений между входными и выходными данными, а вместо этого возникает необходимость проектирования структуры и решения проблемы обучения нейронной сети. Поэтому в нейронных сетях поиск и программирование математических функций, связанных с получением выходных данных на основе входных, заменяется поиском соответствующей структуры и параметров для системы. Это свидетельствует, что структура и процесс обучения играют решающую роль в надежности и эффективности нейронных сетей.

Ограниченные возможности однослойных сетей и отсутствие теоретически обоснованного алгоритма для обучения многослойных искусственных сетей привели к тому, что для эффективного и точного формирования образа заемщика в исследовании использовался алгоритм обратного распространения ошибки в сети, состоящей из двух слоев с прямым распространением (Рис.2).

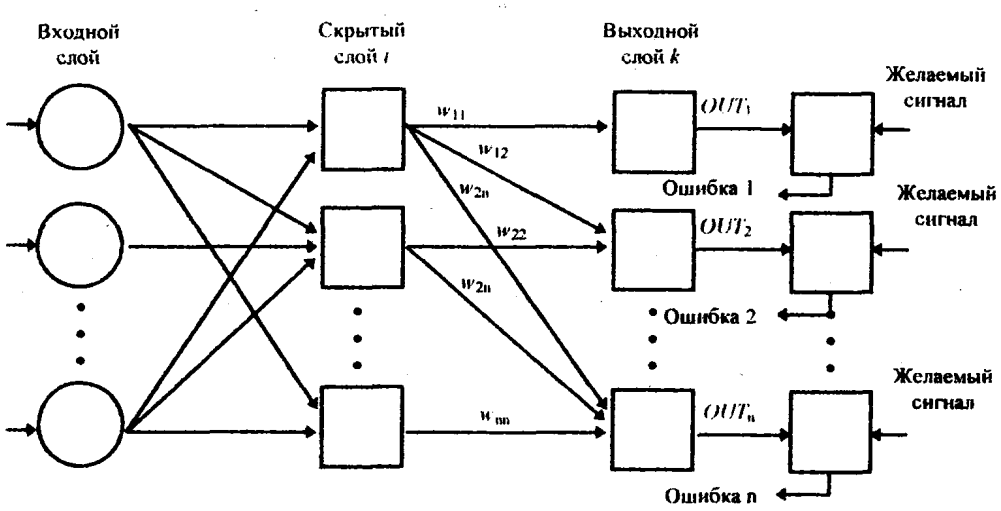


Рис.2 Структура трехслойного персептрона модели В
для задачи формирования образа заемщика коммерческого банка,
обученная алгоритмом обратного распространения ошибки

Перед началом обучения присвоим весам небольшие начальные значения (0,1), чтобы избежать насыщения сети большими значениями весов. Организационно алгоритм обучения сети обратного распространения под задачу классификации заемщика, математическая алгоритмизация которого приведена выше, включает в себя следующие шаги:

1.Выбрать очередную обучающую пару (X,Y) из обучающего множества и подать входной вектор X на вход сети.

2.Вычислить выход сети.

3.Вычислить разность между реальным (вычисленным) выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары).

4.Подкорректировать веса сети так, чтобы минимизировать ошибку.

5.Повторить шаги с 1 по 4 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемой величины.

Вычисления в сети выполняются послойно. На шаге 3 каждый из выходов сети OUT вычитается из соответствующей компоненты целевого вектора с целью получения ошибки. Эта ошибка используется на шаге 4 для коррекции весов сети, причем знак и величина изменений определяются алгоритмом обучения.

Шаги 1 и 2 можно рассматривать как "проход вперед", так как сигнал распространяется по сети от входа к выходу. Шаги 3 и 4 составляют "обратный проход", здесь вычисляемый сигнал ошибки распространяется обратно по сети и используется для подстройки весов.

Процесс подстройки одного веса от нейрона p в скрытом слое j к нейрону q в выходном слое происходит следующим образом. Выход OUT слоя k вычитаясь из целевого значения T, дает ошибку, которая умножается на производную сжимающей, функции [OUT(1-OUT)], вычисленную для этого нейрона слоя k, давая, таким образом, величину

$$\delta = OUT(1 - OUT)(T - OUT)$$

(21)

Затем δ умножается на величину OUT нейрона j, из которого выходит рассматриваемый вес.

$$\Delta w_{pq,k} = \eta \delta_{q,k} * OUT_{p,q} . \qquad (22)$$

где $\delta_{q,k}$ - величина δ для нейрона q в выходном слое k; $OUT_{p,q}$ величина выхода для нейрона в скрытом слое j.

Это произведение в свою очередь умножается на коэффициент обучения $\eta(0{,}01 \le \eta \le 1)$ и результат прибавляется к весу. Такая же процедура выполняется для каждого веса от нейрона скрытого слоя к нейрону в выходном слое:

$$w_{pq,k}(n+1) = w_{pq,k}(n) + \Delta w_{pq,k} . \qquad (23)$$

где $w_{pq,k}(n)$ - величина веса от нейрона в скрытом слое k к нейрону q в выходном слое на шаге n (до коррекции) (индекс относится к слою, в котором заканчивается данный вес, с которым он объединен); $w_{pq,k}(n+1)$ – величина веса на шаге n+1 после коррекции.

Каждый нейрон скрытого слоя, предшествующего выходному, передает свои выходы к нейронам выходного слоя через соединяющие их веса. В процессе обучения эти веса функционируют в обратном направлении, пропуская величину δ от выходного слоя к скрытому. Каждый из этих весов умножается на величину δ нейрона, к которому он присоединен в выходном слое.

Величина δ, необходимая для обучения нейрона скрытого слоя, равна сумме всех таких произведений, умноженной на производную сжимающей функции:

$$\delta_{p,j} = OUT_{p,j}(1 - OUT_{p,j})(\sum \delta_{q,k} * w_{pq,k}) \qquad (24)$$

После получения величины δ веса скрытого слоя корректируются с помощью формул (22) и (23).

Для каждого нейрона в данном скрытом слое требуется вычислить δ и подстроить все веса, связанные с этим слоем. Этот процесс повторяется слой за слоем по направлению к входу, пока все веса не будут подкорректированы.

Данная операция в векторной форме выглядит следующим образом. Пусть $D_k$ - множество величин δ выходного слоя и $W_k$, множество величин выходного слоя. Для получения δ - вектора $D_i$, выходного слоя необходимо провести следующие операций:

1. Умножить δ-вектор выходного слоя $D_k$ на транспонированную матрицу весов $W'_k$, соединяющую скрытый слой с выходным.

$$D_j = D_k * W'_k \qquad (25)$$

2. Умножить каждую компоненту полученного произведения на производную сжимающей функции соответствующего нейрона в скрытом слое:

$$\$[OUT_j(I-OUT_j)] \qquad (26)$$

где оператор $ обозначает покомпонентное произведение векторов. $OUT_j$ - выходной вектор слоя j и I - вектор, все компоненты которого равны 1.

Таким образом, в ходе исследования обучив и проверив различные структуры персептронов получили две MLP – сети эффективно решающих задачу исследования. Характеристика MLP-сетей для оценки кредитоспособности юридического лица представлена в таблицах 3 и 4.

Таблица 3

| Характеристика MLP-сетей для оценки кредитоспособности юридического лица | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| № п.п. | Модель | Количество нейронов | | | Ошибка обучения ИНС | Качество ИНС |
| | | Входных | Выходных | Скрытых | | |
| 1 | A | 15 | 3 | 4 | 0,35 | 0,87 |
| 2 | B | 18 | 3 | 11 | 0,34 | 0,89 |

Представленные нейросетевые модели, по ошибке обучения и их качеству были оценены положительно. Наибольший эффект достигается при использовании следующих финансовых коэффициентов: коэффициент текущей ликвидности и удельный вес заемных средств в пассивах; (текущие активы-текущие обязательства)/все активы; нераспределенная прибыль/все активы; прибыль до уплаты процентов и налогов/все активы; собственный капитал/заемный капитал; (прибыль от реализации/краткосрочные обязательства, оборотные активы/сумма обязательств; краткосрочные обязательства/сумма активов); оборотный капитал/сумма активов, прибыль от реализации/сумма активов, нераспределенная прибыль/сумма активов; нераспределенные прибыли прошлых лет/совокупные активы; объем реализации/совокупные активы; прибыль до уплаты налогов/совокупные активы; долговые обязательства/совокупные активы; текущие пассивы/совокупные активы; 1og (материальные активы); оборотный капитал/полная задолженность. Следовательно, данный комплекс финансовых коэффициентов, при использовании в полученной методики позволяют с высокой точностью классифицировать юридических лиц, клиентов кредитного отдела банка.

Таблица 4

| Характеристики нейросетевых моделей | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| № п.п. | Модель | Контрольное множество | | | Тестовое множество | | |
| | | Чувствительность | Специфичность | Точность | Чувствительность | Специфичность | Точность |
| 1 | A | 76% | 88% | 86% | 78% | 83% | 87% |
| 2 | B | 69% | 86% | 88% | 61% | 71% | 89,6% |

В третьей главе диссертации **«Анализ наиболее распространенных методов классификации клиентов коммерческого банка для сравнения с методикой полученной в результате исследования»** выявлено, что всю существующую совокупность методов экономико-математической классификации кредитных рисков можно условно разбить на две группы: классификационные и комплексные.

К классификационные методам относится анализ с использованием финансовых коэффициентов, включающий в себя рейтинговые и скоринговые модели, а также модели, позволяющие прогнозировать банкротство предприятия основанные на множественном дискриминантном анализе.

Комплексные методы предусматривают анализ других факторов, влияющих на кредитный риск.

В основе экономико-математических методов измерения банковского кредитного риска лежат теория игр и теория вероятностей. При этом риск оценивается рядом взаимосвязанных

критериев: критерий Вальда; критерий Лапласа, Кофмана, Ходжеса-Лемана; критерий Гурвица; критерий Сэвиджа.

Постановка задачи классификации клиента-заемщика коммерческого банка ставится следующим образом. Необходимо отнести каждого из классифицируемых клиентов банка, характеризующихся некоторым набором экономических параметров $\mathbf{X_i = \left(x^{(1)}, x^{(2)}, ..., x^{(p-1)}\right)^T}$, $\mathbf{i = 1, 2, ..., n}$, к одному из трех классов («низко рисковый», «средний риск кредитования» и «высоко рисковый»). Под «классом» будем понимать генеральную совокупность, описываемую одномодальной функцией плотности $\mathbf{f(X)}$ .

Обозначим через $\mathbf{P(j|i)}$ вероятность отнести объект класса $\mathbf{i}$ к классу $\mathbf{j}$, а через $\pi_i$ вероятность извлечь объект класса $\mathbf{i}$ из общей совокупности анализируемых объектов. При построении процедур классификации вероятность неправильной классификации равна:

$$\mathcal{P}_{\text{false}} = 1 - \sum_{i=1}^{k} \pi_i P(i|i), \tag{27}$$

для задач исследования $\mathbf{k = 3}$.

Далее осуществлено принципиальное решение общей задачи классификации клиентов банка. Процедуру классификации мы обозначим как $\delta(\mathbf{X})$. В случае классификации клиентов банка функция $\delta(\mathbf{X})$ может принимать только целые положительные значения ($\mathbf{1, 2, 3}$). Те объекты $\mathbf{X}$, для которых она принимает значение, равное $\mathbf{j}$, необходимо относить к классу $\mathbf{j}$. Т.е. $\mathbf{S_j = \{X : \delta(X) = j\}}$, ($\mathbf{j = 1, 2, 3}$), где $\mathbf{S_j}$ - это $\mathbf{p}$ - мерные области в пространстве $\Pi(\mathbf{X})$ возможных значений анализируемого многомерного признака $\mathbf{X}$. Функция $\delta(\mathbf{X})$ строится таким образом, чтобы их сумма $\mathbf{S_1 + S_2 + S_3}$ заполняла все пространство $\Pi(\mathbf{X})$ и чтобы они попарно не пересекались. Таким образом, решающее правило $\delta(\mathbf{X})$ может быть задано разбиением всего пространства $\Pi(\mathbf{X})$ на три непересекающиеся области:

$$\mathbf{S = \left(S_1, S_2, S_3\right)}. \tag{28}$$

Процедура классификации $\delta(\mathbf{X})$ (или $\mathbf{S}$) является оптимальной, если она сопровождается минимальными потерями среди всех других процедур классификации.

Процедура классификации $\mathbf{S^{(опт)} = \left(S_1^{(опт)}, S_2^{(опт)}, S_3^{(опт)}\right)}$, при которой потери (27) будут оптимальными, определяется следующим образом:

$$\mathbf{S_j^{(опт)} = \left\{ X : \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{3} \pi_i f_i(X) c(j|i) = \min_{1 \le l \le k} \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^{3} \pi_i f_i(X) c(l|i) \right\}}, \tag{29}$$

где $\mathbf{c(j|i)}$ - величина потерь, которые несет банк при отнесении одного объекта i-го класса к классу j. Наблюдение $\mathbf{X_\nu}$ $\mathbf{(\nu = 1, 2, ..., n)}$ будет отнесено к классу j тогда, когда средние удельные потери от его отнесения именно в этот класс окажутся минимальными по сравнению с аналогичными потерями, связанными с отнесением этого наблюдения в другой класс.

Далее проведен анализ методик и моделей классификации, используемых в Российских банках и имеющих наибольшую степень распространенности, которыми анализируются клиенты-заемщики коммерческого банка.

В большинстве случаев для оценки кредитоспособности юридических лиц используется метод финансовых коэффициентов с большим или меньшим их числом. Сведение воедино частных финансовых коэффициентов возможно с помощью методик рейтинговых оценок.

Среди различных методов оценки финансовой устойчивости предприятий появившихся в последнее время следует отметить методы балльной оценки финансовой устойчивости Л.В. Донцовой - Н.А. Никифоровой, позволяющей относить клиентов-заемщиков к одному из предложенных пяти классов. Отмечается, что критериальные оценки, предложенные в данной модели, позволяют получить достоверную оценку финансовой устойчивости, но имеют методический недостаток - разрыв критериальных значений на границах разрядов. Данный недостаток модели

устранил В.М. Дуплякин, предложив формализованный алгоритм расчетов рейтинга каждого показателя который затем приводятся к общему математическому виду рейтинговой оценки:

$$S = \sum_{i=1}^{n} S(K)_i \qquad (30)$$

Для каждого предприятия, из выборки исследования, проведена классификация по вышеуказанной методике. Для примера приведем результаты расчета класса кредитоспособности реальной фирмы А из выборки исследования (таблицы 5, 6), которая получила кредит, но не смогла в дальнейшем обслуживать свой долг что привело к существенным потерям активов одного из отделений Сбербанка РФ.

Таблица 5

| Входные коэффициенты для определения класса кредитоспособности фирмы А за период с 01.01.02 по 01.04.03 методом рейтинговых оценок | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Критерий | 01.01.2002 | 01.04.2002 | 01.07.2002 | 01.10.2002 | 01.01.2003 | 01.04.2003 |
| К1 | 0,15 | 0,39 | 0,33 | 0,56 | 0,54 | 0,47 |
| К2 | 0,9 | 1,1 | 1 | 1,25 | 1,1 | 1,1 |
| К3 | 1,02 | 1,02 | 1,01 | 1,03 | 1,04 | 1,05 |
| К4 | 0,14 | 0,28 | 0,31 | 0,39 | 0,37 | 0,39 |
| К5 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,97 | 0,93 | 0,95 |
| К6 | 0,63 | 0,71 | 0,69 | 0,85 | 0,87 | 0,92 |

Таблица 6

| Расчет класса кредитоспособности фирмы А за период с 01.01.02 по 01.04.03 по методике Донцовой-Никифоровой формализованным алгоритмом Дуплякина | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Критерий | 01.01.2002 | 01.04.2002 | 01.07.2002 | 01.10.2002 | 01.01.2003 | 01.04.2003 |
| К1 | 6 | 15,6 | 13,2 | 20 | 20 | 18,8 |
| К2 | 0 | 6 | 3 | 10,5 | 6 | 6 |
| К3 | 1,73 | 1,74 | 1,65 | 1,91 | 2,06 | 2,28 |
| К4 | 4,2 | 8,4 | 9,3 | 11,7 | 11,1 | 11,7 |
| К5 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 |
| К6 | 5,75 | 7,75 | 7,25 | 11,25 | 11,75 | 13 |
| S | 34,675 | 56,49 | 51,4 | 72,355 | 67,905 | 68,78 |
| | 4 класс | 3 класс | 4класс | 2 класс | 2 класс | 2 класс |

Данная методика рейтинговой оценки показали невысокую величину риска кредитования данного предприятия на последних трех периодах анализа, фактически же данное предприятия относилось к высокорисковой группе. Также данный анализ других фирм из выборки исследования показал, что точность данной методики не превышает 84%.

Так же в рамках исследования необходимо рассмотреть прогнозные модели классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка, базирующиеся на статистических методах, самым распространенным из которых являются модели множественного дискриминантного анализа (МДА). Общий вид дискриминантной функции для оценки кредитоспособности заемщика:

$$Z = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i f_i \,, \qquad (31)$$

где $a_0$ и $a_i$ - некоторые параметры (коэффициенты регрессии); $f_i$ - факторы, характеризующие финансовое состояние заемщика (финансовые коэффициенты).

Для каждого предприятия, из выборки, по которой проводилось исследование, также проведена классификация наиболее известными и применяемыми в банковской практике моделями МДА, которыми являются модели Альтмана, Фулмера, Таффлера, Лиса, Федотовой и Сайфулина-Кадыкова.

Продемонстрируем на конкретном примере модели Сайфулина-Кадыкова насколько точно данные модели МДА позволяет производить классификацию организаций на основе которой строится прогноз риска будущей не кредитоспособности данных предприятий таблица 7. Уравнение Р.С. Сайфулина, Г.Г. Кадыкова имеет вид:

$$Z = 2X_1 + 0.1X_2 + 0.08X_3 + 0.45X_4 + X_5 \qquad (32)$$

где $X_1$ - коэффициент обеспеченности собственными средствами (нормативное значение $X_1 \geq 0{,}1$); $X_2$ - коэффициент текущей ликвидности ($X_2 \geq 2$); $X_3$ - интенсивность оборота авансируемого капитала, характеризующая объем реализованной продукции, приходящийся на 1 руб. средств, вложенных в деятельность предприятия ($X_3 \geq 2{,}5$); $X_4$ - коэффициент менеджмента, рассчитываемый как отношение прибыли от реализации к выручке; $X_5$ - рентабельность собственного капитала ($X_5 \geq 0{,}2$).

Таблица 7

| Анализ вероятности банкротства фирмы А за период с 01.01.02 по 01.04.03 моделью Сайфулина | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Критерий | 01.01.2002 | 01.04.2002 | 01.07.2002 | 01.10.2002 | 01.01.2003 | 01.04.2003 |
| X1 | 0,985 | 0,985 | 0,987 | 0,971 | 0,926 | 0,949 |
| X2 | 1,015 | 1,016 | 1,01 | 1,027 | 1,037 | 1,052 |
| X3 | 0,221 | 3,904 | 3,468 | 5,807 | 5,385 | 4,956 |
| X4 | 0,21 | 0,27 | 0,26 | 0,32 | 0,29 | 0,28 |
| X5 | 0,24 | 0,29 | 0,3 | 0,34 | 0,31 | 0,3 |
| Z | 2,42 | 2,80 | 2,77 | 2,99 | 2,83 | 2,83 |

При полном соответствии значений финансовых коэффициентов минимальным нормативным уровням индекс Z равен 1. Финансовое состояние предприятия с рейтинговым числом менее 1 характеризуется как неудовлетворительное.

Как видно из вышесказанного, не существует идеальных систем финансовых коэффициентов и моделей анализа. Все они дают большую или меньшую вероятность ошибки прогноза, таблица 8. Для одного и того же заемщика-юридического лица различные методики дают противоречивые прогнозы, чем осложняют принятие решения о выдаче ссуды и, как следствие, приводят к потере части актива банка.

Таблица 8

| Точность моделей множественного дискримирантного анализа и рейтинговых моделей применяемых для классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка | | | |
|---|---|---|---|
| № п.п. | Наименование модели | Полученная точность модели | Погрешность |
| 1 | Двуфакторная Альтмана | 0,6667 | 0,333 |
| 2 | Пятифакторная Альтмана | 0,8333 | 0,166 |
| 3 | Таффлера | 0,7778 | 0,222 |
| 4 | Лиса | 0,7778 | 0,222 |
| 5 | Фулмера | 0,8333 | 0,166 |
| 6 | Федотовой | 0,7222 | 0,278 |
| 7 | Сайфулина | 0,8333 | 0,166 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 8 | Донцовой-Никифоровой | 0,8333 | 0,166 |
| | Средняя точность моделей | 0,78 | |

Таким образом, наиболее распространенные методики классификации объектов в рамках проводимого исследования оказываются недостаточно точными и малопригодными для отбраковки неочевидных «высоко рисковых» клиентов коммерческого банка. Основная причина этого состоит в том, что проблемные клиенты, как правило, работают в различных областях бизнеса, и их сопоставление крайне затруднено из-за различий как микроэкономического, так и макроэкономического плана, которые выше приведенные модели не учитывают.

В заключении сформулированы результаты, выносимые на защиту, а также выводы по диссертации в целом и практические рекомендации.

## ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ

На основе проведенных исследований установлено:

- улучшить позиции современного коммерческого банка на рынке ссудного капитала можно только на основе существенного увеличения юридических лиц в структуре клиентской базы банка. Для увеличения сегмента юридических лиц в структуре клиентской базы банка необходимо усилить его конкурентные позиции, для чего следует уменьшить премию за риск. В свою очередь, это влечет за собой снижение процентной маржи и прибыли в связи с банковскими рисками из-за потери активов, во избежание чего и следует использовать аппарат ИНС для отбраковки высокорисковых и ненадежных заемщиков;
- для классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка нейросетевое моделирование способно обеспечить более высокий уровень точности (до 90%, таблица 3), по сравнению с наиболее часто используемыми методиками классификации, в частности дискриминантным анализом и рейтинговыми моделями, точность которых в среднем не превышает 78% (таблица 8). Разработанная методика использует адаптивный математический инструментарий и обучается в процессе анализа большего количества кредитных заявок, что позволяет ей настраиваться на макроэкономическую среду, в которой осуществляют свою деятельность потенциальные заемщики, через изменение финансовых индикаторов их внутрихозяйственной деятельности и учитывать изменчивость данной среды, что позволяет получить стабильную точность разработанной методики в динамике.

Сравнение полученных результатов проведенного нейросетевого анализа и фактического результата погашения кредитов и обслуживания долга той же выборкой клиентов банка, позволяет сделать заключение о возможности дальнейшего использования нейросетевого анализа, с учетом комплексной оценки заемщика.

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

- Сформулирован набор характеристик, определяющих реальный образ заемщика;
- Сделан вывод о предпочтительности использования аппарата нейронных сетей для распознавания реального образа заемщика;
- Сделан вывод об ограниченности области применимости дискриминантного анализа и рейтинговых моделей применительно к заемщикам – юридическим лицам в условиях отсутствия дополнительной априорной информации о клиенте банка;
- Произведена адаптация инструментария искусственных нейронных сетей для получения более высокой точности классификации клиентов-заемщиков коммерческого банка по сравнению с методиками, наиболее применяемыми в кредитных институтах.
- Разработана методика синтеза образа недобросовестного заемщика с использованием аппарата искусственных нейронных сетей: самоорганизующихся карт Кохонена и многослойного персептрона;

## СПИСОК РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Кузнецов А.В. Проблема безналичных расчетов населения Поволжского региона в связи с развитием торгового эквайринга//Тезисы докладов Всероссийской молодежной научной конференции «VII Королевские чтения». - Т.2. - Самара: СГАУ, 2003. - С.117-118.
2. Кузнецов А.В. Принятие управленческих решений при оптимизации депозитно-кредитных операций методом согласования платежных потоков//Сборник статей Всероссийской научно-методической конференции «Современный российский менеджмент: состояние, проблемы, развитие». – Пенза, 2003. - С. 188-190.
3. Кузнецов А.В., Иванов А.И., Кисляев С.Е. Нейросетевой анализ кредитных рисков//Сборник статей II научно-практической конференции «Трансформация социально экономических отношений в современных экономических условиях». – Пенза . 2004. - С. 100-101.
4. Иванов А.И., Кузнецов А.В., Цунина Н.М., Кисляев С.Е., Гелашвили П.А. Электронный паспорт здоровья гражданина РФ (информационная безопасность, экономические аспекты)// «Информационные системы безопасности». - Т.5. - Пенза: ФГУВО ПГУ, ПНИЭИ, 2004. - С. 8-9.
5. Кузнецов А.В. Особенности формирования кредитного портфеля коммерческого банка.// «Актуальные проблемы экономики» межвузовский сборник научных работ, посвященный памяти Александра Ивановича Федосова. - №4. - Том 2. – Самара, 2004. - С.186-189.
6. Жданов А.И., Кузнецов А.В., Кузнецова О.А. Применение искусственных нейронных сетей для анализа кредитоспособности организации.// «Нейроинформатика-2005» Сборник научных трудов. - Часть 2. Москва: МИФИ, 2005. - С.215-220.
7. Кузнецов А.В. Вычислительный эксперимент в экономике и нейронные сети // Обозрение прикладной и промышленной математики. - Том 13. - Вып.3. – Москва, 2006. - С.509.
8. Кузнецов А.В. Особенности применение нейронных сетей для решения задач экономического характера на примере задачи оценки кредитоспособности заемщика – юридического лица.// Актуальные проблемы и перспективы менеджмента организаций в России. Сборник статей. - Выпуск 2. - Самара: СГАУ, 2006. - С.41-44.
9. Кузнецов А.В. Методы классификации клиентов коммерческого банка. // Труды научно-технической конференции с международным участием «ПИТ-2006». - ТОМ 2. – Самара,. 2006. - С.34-38.
10. Кузнецов А.В. Оценка кредитоспособности заемщика с помощью систем искусственного интеллекта. // «О научных проблемах, которые предстоит решать молодым». Сборник статей. - Выпуск 2. - Самара: СИУ, 2006. - С.31-38.

Кузнецов Александр Владимирович

ФОРМИРОВАНИЕ ОБРАЗА КЛИЕНТА-ЗАЕМЩИКА
КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА
НА ОСНОВЕ АППАРАТА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Автореферат

Подписано в печать «3» ноября 2006г.
Печать офсетная, бумага офсетная. Тираж 100 экз.
Отпечатано с готовых оригинал-макетов.
ИПО СГАУ, 443086, Самара, Московское шоссе, 34