

УДК 519.7:007.52

А.Ю. Гордиенко, А.С. Коряк, Н.С. Лесная, В.Б. Репка

## ОЦЕНКА КРЕДИТНЫХ РИСКОВ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ БАНКОВСКИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТОВОЙ МОДЕЛИ АДАПТИВНОЙ РЕЗОНАНСНОЙ ТЕОРИИ

### Введение

Кредитные операции – одна из самых доходных статей банковского бизнеса. Повышение доходности кредитных операций непосредственно связано с качеством оценки кредитного риска. В зависимости от классификации клиента по группам риска банк принимает решение, стоит ли выдавать кредит или нет, какой лимит кредитования и проценты следует устанавливать. Поэтому выбор метода оценки кредитного риска играет важную роль для банка.

Определение кредитоспособности клиента – это фактически задача классификации, эффективно решить которую можно с помощью различных современных методов. В отличие от статистических методов методы интеллектуального анализа осуществляют более глубокий анализ, выявляя зависимости, которые неочевидны. И именно применение интеллектуальных методов позволит автоматизированной банковской системе (АБС) приобрести следующие преимущества: более высокую надежность, адаптируемость под текущую ситуацию на рынке розничного кредитования, объяснение своих выводов, возможность работы при небольшом количестве исходных данных. Таким образом, целью является повышение точности оценки кредитных рисков в АБС с помощью интеллектуальных методов, в частности нейросетевых.

В соответствии с поставленной целью необходимо решить следующие задачи исследования: провести анализ и исследование особенностей АБС при решении задачи кредитования, а также возможности введения интеллектуального слоя в структуру АБС как средства аналитической обработки данных; провести сравнительный анализ существующих методов принятия решений при предоставлении кредитов; провести анализ статистических и интеллектуальных методов решения задачи классификации клиентов по степени риска кредитования; произвести выбор архитектуры нейронной сети для решения поставленной задачи; разработать нейросетевую модель оценки риска кредитования.

### 1. Автоматизированные банковские системы

*Автоматизированные банковские системы* (АБС) – это системы оперативной обработки транзакций (OLTP-online transaction processing), которые оптимизированы для выполнения банковских опера-

ций и включают в себя некоторые системы анализа и получения отчетов [1]. На данный момент существует острая необходимость разбиения систем анализа данных на два типа – автоматизацию ежедневных, рутинных банковских операций и аналитическую обработку, так называемый интеллектуальный слой. Оба типа анализа требуют как разных структур хранения и представления данных, так и разных процедур доступа и обработки данных. Так, для первого типа структура данных спроектирована для быстрого и эффективного выполнения элементарных действий, из которых состоят банковские операции (проведение денежного перевода, открытие банковского счета, начисление процентов и так далее). В интеллектуальном слое обработки финансовой информации, помимо стандартных функций преобразования и интеграции данных, также реализуются: интерактивное определение метаданных (объектов); интерактивный анализ и контроль, мониторинг параметров АБС и определенных пользователем показателей; определение зависимых от времени объектов; возможность вносить изменения в данные, которые анализируются.

В условиях конкуренции способность банка оценить большое количество заявлений, например, на выдачу кредита в оптимальный срок, является важным фактором, укрепляющим общественный имидж банка, его привлекательность и доходную базу.

### 2. Кредитование и кредитные риски

Кредитование является одним из основных направлений деятельности банка. За счет этого источника формируется основная часть чистой прибыли, отчисляемой в резервные фонды и идущей на выплату дивидендов акционерам банка [1].

В то же время, при оказании кредитных услуг существует вероятность неуплаты заемщиком основного долга или кредитный риск. Прибыльность и ликвидность банка во многом зависят от того, насколько удастся снизить этот риск. Снижения риска кредитования можно достичь за счет комплексной оценки кредитоспособности клиентов. Для получения количественных оценок кредитный риск принято определять как максимальный ожидаемый убыток, который может произойти с заданной вероятностью в течение определенного периода времени в результате падения стоимости портфеля кредитов, вызванного неспособностью заемщиков

к своевременному погашению кредитов. Обычно для оценки кредитного риска доверительный интервал выбирается на уровне 99%, а временной горизонт может охватывать от 1 года до 5 лет.

Традиционные методики оценки кредитного риска отрабатывались в течение многих лет и основаны на классификации кредитов по их качеству, то есть по вероятности возврата заемщиками полученных ими кредитов [2]. Формальная оценка кредитоспособности заемщика называется «кредитным рейтингом», он зависит от статистики погашения выданных в прошлом кредитов, финансового положения заемщика, его финансовых обязательств перед другими кредиторами, налоговыми службами и так далее. Каждый банк располагает своей внутренней методикой присвоения каждому заемщику соответствующего кредитного рейтинга [2].

В банковском деле оценки кредитного риска могут быть получены в зависимости от типа клиента путем моделирования: «сверху вниз» или «снизу вверх». Методы первого типа применяются для больших однородных групп заемщиков, например владельцев кредитных карточек или предприятий малого бизнеса. Уровень кредитного риска оценивается путем расчета дисперсии и построения распределения вероятностей убытков на основе исторических данных по каждой группе заемщиков в кредитном портфеле. Эти результаты используются в дальнейшем для оценки риска при выдаче каждого нового подобного кредита. Существенным недостатком такого подхода является его нечувствительность к постепенным изменениям в структуре однородных групп.

Когда портфель имеет разнородную структуру, банки оценивают кредитный риск вторым методом — «снизу вверх». В случае крупных и средних предприятий-заемщиков данный метод является доминирующим способом оценки кредитных рисков. При моделировании «снизу вверх» кредитный риск оценивается на уровне индивидуального заемщика на основе специального анализа его финансового положения и перспектив. Такой обобщенной оценкой и выступает кредитный рейтинг заемщика, который рассматривается в качестве индикатора вероятности дефолта. Для оценки совокупного риска портфеля величины рисков по индивидуальным заемщикам агрегируются с учетом эффектов корреляции [3].

Исторически кредитный риск всегда рассматривался как нечто совершенно отличное от прочих видов финансовых рисков, в связи с чем нормативы по достаточности банковского капитала, как правило, устанавливались без какого-либо научно обоснования. Такая практика обычно вела к нерациональному размещению капитала и неадекватному отношению руководства банков к управлению имеющимися рисками и принятию новых.

Вполне естественно, что сами банки и органы надзора были бы заинтересованы в получении единой оценки риска совокупного портфеля банка, учитывающей как рыночные, так и кредитные риски.

Этот подход заключается в том, что банк, присваивая каждому выданному кредиту определенный рейтинг, отражающий присущий ему риск, может составить зависимость изменения рыночной стоимости кредита от изменения его рейтинга. По мере накопления статистических данных эта зависимость преобразуется в распределение вероятностей изменений рыночной стоимости кредитов, обусловленных кредитным риском.

Имея такое распределение, последовательность изменений кредитного риска во времени может быть сопоставлена с аналогичным временным рядом для рыночного риска, что позволит с помощью метода рисковости рассчитать единую оценку возможного убытка, вызванного как рыночными, так и кредитными рисками [4].

### 3. Методы классификации клиентов

По сути, для банка необходимо решить задачу классификации, то есть разделить клиентов на «хороших» и «плохих», способных погасить кредит вовремя и неспособных сделать это. В распоряжении банка имеется большой объем разнообразной информации о клиентах, такой как: возраст, семейное положение, доход, владение недвижимостью и другим имуществом, кредитная история, занятость, образование, цель, объем и срок кредита и так далее. В этом океане сведений даже кредитному инспектору со значительным опытом работы иногда сложно сориентироваться при ответе, например, на вопрос — какой клиент представляет больший риск: разведенный бездетный мужчина-предприниматель или замужняя женщина-адвокат с тремя детьми, при том, что уровень дохода у них одинаков? Чтобы иметь возможность принимать решения о кредитовании не интуитивно, а на основе формализованных критериев, непосредственно связанных с вероятностью дефолта, необходимо построить классификационную модель, которая позволит оценить, как на основании имеющейся информации о клиенте отнести его к одному из классов возможных рисков.

Методы собственно классификации весьма разнообразны. Традиционными и наиболее распространенными являются регрессионные методы, прежде всего линейная многофакторная регрессия:

$$p = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n,$$

где  $p$  — вероятность дефолта;  $w$  — весовые коэффициенты;  $x$  — характеристики клиента.

Недостаток данной модели заключается в том, что в левой части уравнения находится вероятность, которая принимает значения от 0 до 1, а переменные в правой части могут принимать любые значения от  $-\infty$  до  $+\infty$ .

Логистическая регрессия позволяет преодолеть этот недостаток:

$$\log(p/(1-p)) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n.$$

Преимущество логистической регрессии еще и в том, что она может подразделять клиентов как на две группы (0 — плохой, 1 — хороший), так и на несколько групп (1, 2, 3, 4 группы риска). Зато применение логистической регрессии требует гораздо более сложных расчетов для получения весовых коэффициентов. В целом регрессионные методы показывают значимость каждой характеристики для определения уровня риска, но они чувствительны к корреляции между характеристиками и поэтому в модели не должно быть сильно коррелированных независимых переменных.

Линейное программирование может оперировать большим количеством переменных и моделировать определенные условия: например, если маркетинговая стратегия банка направлена на молодежь, можно ввести условие, чтобы интегральный показатель молодых людей был выше, чем тех, кому за 60. Однако провести абсолютно точную классификацию на плохих и хороших клиентов невозможно, но желательно свести ошибку к минимуму. Задачу можно сформулировать как поиск весовых коэффициентов, для которых ошибка и будет минимальной.

Генетический алгоритм основан на аналогии с биологическим процессом естественного отбора. В сфере кредитования это выглядит следующим образом: имеется набор классификационных моделей, которые подвергаются «мутации», «скрещиваются». В результате отбирается «сильнейший», то есть модель, дающая наиболее точную классификацию.

При использовании метода ближайших соседей выбирается единица измерения для определения расстояния между клиентами. Все клиенты в выборке получают определенное пространственное положение. Каждый новый клиент классифицируется исходя из того, каких клиентов — плохих или хороших — больше вокруг него.

Деревья решений — метод, позволяющий предсказывать принадлежность наблюдений или объектов к тому или иному классу категориальной зависимой переменной в соответствии со значениями одной или нескольких предикторных переменных. Деревья решений работают по принципу «если ..., то ...». При каждом расщеплении дерева клиенты делятся на две группы. Деревья решений отлично справляются с задачами классификации, то есть отнесения объектов к одному из заранее известных классов. Целевая переменная должна иметь дискретные значения.

Нейронные сети представляют собой системы, которые разделяют клиентов на группы, внутри которых уровень риска одинаков и максимально отличается от уровня риска других групп.

Нейронные сети позволяют решать задачи, в которых [5]:

- 1) отсутствует алгоритм или не известны принципы решения;
- 2) проблема характеризуется большими объемами входной информации;
- 3) данные неполны или избыточны, зашумлены, частично противоречивы.

Именно эти ключевые особенности позволяют максимально эффективно использовать нейронные сети для классификации клиентов в различные классы риска.

#### 4. Нейросетевая модель оценки рисков

Выбор структуры нейронной сети осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Традиционные искусственные нейронные сети оказались не в состоянии решить проблему стабильности-пластичности. Очень часто обучение новому образу уничтожает или изменяет результаты предшествующего обучения. В некоторых случаях это не существенно. Если имеется только фиксированный набор обучающих векторов, они могут предъявляться при обучении циклически. В сетях с обратным распространением, например, обучающие векторы подаются на вход сети последовательно до тех пор, пока сеть не обучится всему входному набору. Если, однако, полностью обученная сеть должна запомнить новый обучающий вектор, он может изменить веса настолько, что потребуется полное переобучение сети.

В реальной ситуации сеть будет подвергаться постоянно изменяющимся воздействиям; она может никогда не увидеть один и тот же обучающий вектор дважды. При таких обстоятельствах сеть часто не будет обучаться; она будет непрерывно изменять свои веса, не достигая удовлетворительных результатов. Сети и алгоритмы АРТ (адаптивная резонансная теория) сохраняют пластичность, необходимую для изучения новых образов, в то же время предотвращая изменение ранее запомненных образов: В связи с этим для решения задачи классификации клиентов банка и оценки риска кредитования построим нейросетевую модель АРТ. Для обучения сети воспользуемся обучающей выборкой и результатами сегментации, представленными в [5], несколько изменив и дополнив характеристики клиентов.

Сеть АРТ представляет собой векторный классификатор. Входной вектор классифицируется в зависимости от того, на какой из множества ранее запомненных образов он похож. Свое классификационное решение сеть АРТ выражает в форме возбуждения одного из нейронов распознающего слоя. Если входной вектор не соответствует ни одному из запомненных образов, создается новая категория посредством запоминания образа, идентично-

го новому входному вектору. Если определено, что входной вектор похож на один из ранее запомненных векторов с точки зрения определенного критерия сходства, запомненный вектор будет изменяться (обучаться) под воздействием нового входного вектора таким образом, чтобы стать более похожим на этот входной вектор. Запомненный образ не будет изменяться, если текущий входной вектор не окажется достаточно похожим на него. Таким образом решается дилемма стабильности-пластичности. Новый образ может создавать дополнительные классификационные категории, однако новый входной образ не может заставить измениться существующую память.

На рис. 1 показана упрощенная конфигурация сети АРТ, представленная в виде пяти функциональных модулей.

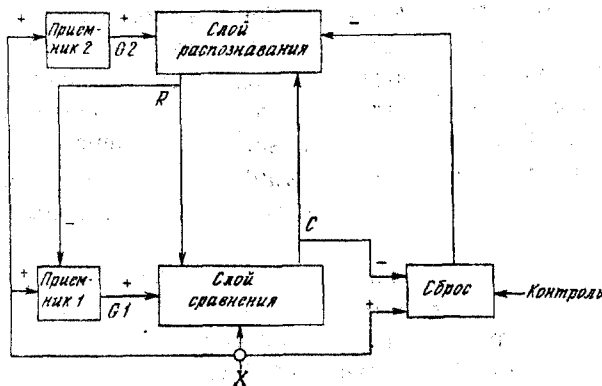


Рис. 1. Упрощенная модель сети АРТ

Она включает два слоя нейронов, так называемых «слой сравнения» и «слой распознавания». Приемник 1, Приемник 2 и Сброс обеспечивают управляющие функции, необходимые для обучения и классификации. Процесс классификации в АРТ состоит из трех основных фаз: распознавание, сравнение и поиск.

На рис. 2 представлена модель слоя сравнения для решаемой задачи классификации.

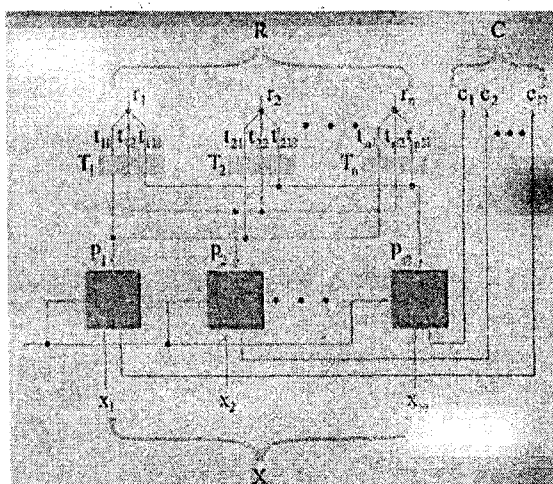


Рис. 2. Упрощенный слой сравнения сети АРТ

На рис. 3 приведена модель слоя распознавания.

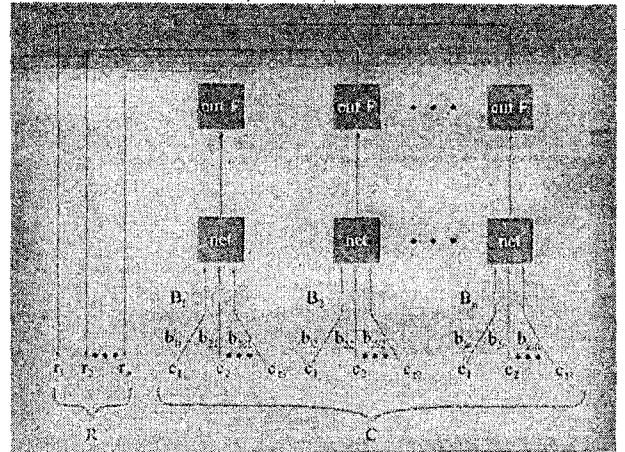


Рис. 3. Упрощенный слой распознавания сети АРТ

### 5. Экспериментальные результаты

В качестве характеристик клиентов банка выделим следующие — возраст (1 — до 20 лет; 2 — до 30 лет; 3 — до 40 лет; 4 — до 50 лет; 5 — до 60 лет; 6 — свыше 60 лет); семейное положение (1 — холост; 2 — женат; 3 — женат, но живет отдельно); количество детей / иждивенцев (1 — трое и более; 2 — двое; 3 — один (одна); 4 — нет); количество лет проживания на одном месте (1 — до 1 года; 2 — до 5 лет; 3 — до 10 лет; 4 — свыше 10 лет); доход (1 — менее 1-го прожиточного минимума; 2 — до 2-х; 3 — до 5-ти; 4 — свыше 5-ти); владение недвижимостью / другим имуществом (1 — нет жилья; 2 — есть жилье; 3 — есть магазин, ресторан, и тому подобное); наличие ценных бумаг (1 — нет; 2 — акции, векселя); кредитная история (1 — погашал не вовремя; 2 — не пользовался кредитами; 3 — погашал вовремя); сколько лет является клиентом банка (1 — не является; 2 — до 1 года; 3 — до 5 лет; 4 — до 10 лет; 5 — свыше 10 лет); социальный статус (1 — студент; 2 — вспомогательный персонал; 3 — специалист; 4 — пенсионер; 5 — руководящий работник); занятость (1 — менее 1 года; 2 — до 3 лет; 3 — до 5 лет; 4 — до 10 лет; 5 — свыше 10 лет); образование (1 — базовое (школа); 2 — среднее-специальное (техникум); 3 — высшее; 4 — научная степень); цель кредита (1 — сомнительная; 2 — доленое участие в сделках; 3 — покупка конкретного объекта (автомобиль, недвижимость и тому подобное)); срок кредита (1 — свыше 2 лет; 2 — до 2 лет; менее 1 года); сумма кредита (1 — до 5000 грн.; 2 — свыше 5000 грн.); порядок погашения (1 — единовременная выплата; 2 — периодическая); обеспечение кредита (1 — нет; 2 — поручительство; 3 — залог); валюта — (1 — национальная; 2 — иностранная; 3 — американский доллар).

Данные обучающей выборки представим в бинарном виде. Для нормализации каждого значе-

ния характеристики клиента выделим 3 бита, таким образом мы можем представить до 8 значений каждой характеристики. В обучающей выборке каждый из клиентов принадлежит к одному из 4-х классов (сегментов рынка банковских услуг по кредитованию).

На основании обучающей выборки и в соответствии с алгоритмом обучения и функционирования нейронной сети АРТ произведем построение нейросетевой модели классификации клиентов банка при оказании услуг кредитования. В результате обучения и тестирования указанной нейросетевой модели сегментирования клиентов банка было получено 4 сегмента со следующими значениями центроидов классов, представленных в табл. 1.

Полученные результаты дают основание эксперту в данной предметной области определить кредитный портфель и степень риска для каждого сегмента. Разработанная нейросетевая модель является инструментом для проведения классификации новых клиентов на предмет предоставления тех или иных услуг кредитования и оценки соответствующего кредитного риска. А также позволяет производить периодический мониторинг уровня кредитного риска по портфелю в целом для существующих клиентов (как при выдаче новых кредитов, так и без выдачи). Последнее актуально в связи с тем, что уровень риска может изменяться с изменением финансового положения заемщика, под действием ценовых факторов, в связи с изменением ситуации на рынке различных товаров, изменении динамики курсов валют и тому подобного.

В качестве проверки работы нейросетевой модели продемонстрируем результаты классификации нового клиента с такими характеристиками: возраст: 67 лет; семейное положение — состоит в

браке; количество детей / иждивенцев — одна дочь; количество лет проживания на одном месте: 20 лет; доход — до 2-х прожиточных минимумов; владение недвижимостью/другим имуществом — имеет частный дом; наличие ценных бумаг — акции; кредитная история — не пользовался кредитами; сколько лет является клиентом банка — не является; социальный статус — пенсионер; занятость — 37 лет; образование — высшее; цель кредита — покупка автомобиля; срок кредита — до 2 лет; сумма кредита — 15 000 грн.; порядок погашения — периодически; обеспечение кредита — поручительство дочери; валюта — иностранная — евро.

В результате классификации нейронной сетью АРТ данный клиент был причислен к 3-му классу. Если проанализировать значения центроида 3-го класса, то видим, что характеристики клиента действительно сходны со значениями именно этого сегмента — возраст — свыше 60 лет; семейное положение — состоит в браке; количество детей / иждивенцев — один (одна); доход — до 2-х прожиточных минимумов; социальный статус — пенсионер; кредитная история — погашал не вовремя; цель кредита — покупка конкретного объекта (автомобиль и так далее).

Однако мы также видим, что по характеристике «Кредитная история» у данного клиента существует вероятность риска, так как в данном сегменте значение этой характеристики — погашал не вовремя. На основании полученной классификации данному клиенту было решено предложить кредит в размере 6000 грн. под 18 % годовых сроком на полтора года. Уровень риска составил 30 %.

Для снижения риска банку предложены такие действия: повышение уровня информированности банка о готовности заемщика выполнять условия

Таблица 1

Характеристики полученных сегментов

Свойства	Средние значения свойств сегментов			
	Сегмент 1	Сегмент 2	Сегмент 3	Сегмент 4
Возраст	до 20-ти лет	до 40-ка лет	свыше 60-ти лет	свыше 60-ти лет
Семейное положение	холост	состоит в браке	состоит в браке	женат, но живёт отдельно
Количество иждивенцев	нет	двое	один (одна)	трое и более
Доход	до одного прожиточного минимума	до пяти прожиточных минимумов	до двух прожиточных минимумов	свыше пяти прожиточных минимумов
Образование	среднее	высшее	средне-специальное	ученая степень
Социальный статус	студент	руководящий работник	пенсионер	руководящий работник
Кредитная история	погашал вовремя	погашал вовремя	погашал не вовремя	не пользовался кредитами
Срок кредита	неизвестен	свыше двух лет	до двух лет	свыше двух лет
Цель кредита	неизвестна	покупка конкретного объекта	неизвестна	покупка конкретного объекта

кредитного соглашения, необходимо передать риск (страхование, хеджирование, другое), создание резервов, диверсификация.

Таким образом, разработанная нейросетевая модель адаптивной резонансной теории для классификации клиентов по предоставлению услуг кредитования и оценки риска кредитования показала стабильную, быструю и надежную работу.

#### Заключение

С каждым годом вопрос применения методов интеллектуального анализа данных в банковской сфере становится все более актуальным. Этот тезис подтверждается рядом факторов: накоплением банками больших объемов информации, ужесточением конкурентной борьбы, увеличением количества случаев мошенничества и невозврата кредитов. Введение «Интеллектуального слоя» в автоматизированные банковские системы, базирующегося на технологиях нейронных сетей, позволяет проводить тщательный отбор заемщиков, анализ условий выдачи кредита, постоянный контроль над финансовым состоянием заемщика, его способностью и готовностью погасить кредит.

В статье предлагается в качестве инструмента для решения задачи классификации клиентов по предоставлению кредитов и оценки рисков нейросетевая модель адаптивной резонансной теории, на основании которой можно эффективно производить классификацию новых клиентов, оценку рис-

ка кредитования как для новых клиентов, так и для существующих клиентов при изменении их кредитной истории.

В качестве перспективы дальнейшего исследования в области кредитования и оценки риска предлагается создание инструментального средства для решения задачи формирования планового кредитного портфеля и оперативного управления при возникновении непредвиденных ситуаций, которое позволит обеспечить распределение кредитных ресурсов в зависимости от объема заказов на кредит на любой заданный период в условиях нестационарности процесса кредитования.

**Список литературы:** 1. *Лесная Н.С., Репка В.Б., Шатовская Т.Б., Коряк А.С.* Система підтримки прийняття банківських рішень на базі нейромережевих технологій // Радіотехніка. 2004. № 136. С. 158-161. 2. *Питер С. Роуз.* Банковский менеджмент: Пер. с англ. М.: Дело Лтд, 1995. 249 с. 3. *Казимагомедов А. А.* Банковское обслуживание населения. М.: Финансы и статистика, 1999. 121 с. 4. *Морсман Е.М.* Кредитный департамент банка: организация эффективной работы: Пер. с англ. М.: Альпина Бизнес Букс, 2004. 257 с. 5. *А.С. Коряк, В.Б. Репка, Т.Б. Шатовская.* Нейросетевое сегментирование рынка банковских услуг // Труды Междунар. науч.-техн. конф. «Интеллектуальные системы» (IEEE ASI'04) и «Интеллектуальные САПР» (CAD-2004). Науч. изд. в 3-х томах. М.: Изд-во Физико-математической литературы, 2004. Т. 1. С. 210-213.

Поступила в редколлегию 18.05.2005