

феля при фиксировании начального и конечного момента времени. Отношение доходности портфеля к его риску будем называть **динамической эффективностью ситуации** (процесса). Одна из важнейших задач бизнес-информатики состоит в оптимизации подобного портфеля, то есть в уменьшении его риска при неизменной или увеличивающейся доходности. Так, в [2] рассмотрены сущность и способы управления рисками банковского портфеля. В [3] рассмотрены способы оптимизации портфеля оценочных баллов. Эти способы можно применить и для портфеля ситуации (про-

цесса). В [4] предложены два критерия сравнения портфелей, которые можно применить также для сравнения портфелей разных ситуаций (процессов), а тем самым для сравнения их динамической эффективности.

Таким образом, в статье рассмотрено векторное представление ситуаций и процессов, позволяющее измерять и классифицировать ситуации и процессы, рассматривать их линейные преобразования и определять классы собственных для данного преобразования ситуаций (процессов), введено понятие портфеля ситуации и процесса.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Ганичева А. В., Ганичев А. В. Принятие решений на основе рискованных ситуаций и процессов // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2014. № 4 (29). С. 226—230.
2. Трифонов Д. А. К вопросу о сущности и способах управления рисками банковского портфеля // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2011. № 1 (14). С. 168—176.
3. Ганичев А. В., Ганичева А. В. Способы оптимизации портфеля оценочных баллов // Вестник Тверского государственного технического университета. 2008. № 13. С. 267—273.
4. Ганичева А. В. Оптимальное решение и оценка полезности организационных вопросов // Ярославский педагогический вестник. 2011. Т. 3 (Естественные науки). № 2. С. 53—59.

REFERENCES

1. Ganicheva A. V., Ganichev A. V. Decision-making on the basis of risk situations and processes // Business. Education. Law. Bulletin of Volgograd Business Institute. 2014. № 4 (29). P. 226—230.
2. Trifonov D. A. To the issue of essence and ways of risk management of a bank portfolio // Business. Education. Law. Bulletin of Volgograd Business Institute. 2011. № 1 (14). P. 168—176.
3. Ganichev A. V., Ganicheva A. V. Ways of optimization of a portfolio of estimation points // Bulletin of Tver State Technical University. 2008. № 13. P. 267—273.
4. Ganicheva A. V. Optimum decision and assessment of usefulness of organizational issues // Yaroslavl pedagogical messenger. 2011. Vol. 3 (Natural sciences). № 2. P. 53—59.

УДК 336.77.067

ББК 65.262.22

Yatsko Vladimir Alexandrovich,
candidate of technical sciences,
associate professor of the department
of production management and economics
of power engineering
of Novosibirsk State Technical University,
Novosibirsk,
e-mail: jatsko@ngs.ru

Яцко Владимир Александрович,
канд. техн. наук,
доцент кафедры производственного менеджмента
и экономики энергетики
Новосибирского государственного
технического университета,
г. Новосибирск,
e-mail: jatsko@ngs.ru

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ КРЕДИТНОГО СКОРИНГА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЯГКИХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

DEVELOPMENT OF CREDIT SCORING MODEL USING SOFT COMPUTATIONS

В статье рассматривается новый подход к построению модели кредитного скоринга. При построении данной модели предлагается использовать подход, основанный на методах мягких вычислений, позволяющий получать приемлемые решения для целей управления слабоструктурированными объектами в условиях неполноты, неточности исходной информации. К достоинствам предлагаемой модели кредитного скоринга можно отнести то, что для ее построения не требуется априорная информация о распределении помех. Приведены результаты апробации разработанной модели скоринга на модельных данных. По сравнению с известными моделями кредитного скоринга для пред-

лагаемой модели объем обучающей выборки может быть существенно уменьшен.

A new approach to construction of the credit scoring model is examined in the article. An approach based on soft computing that allows obtaining acceptable solutions for the ill-structured objects management in the conditions of incomplete, inaccurate baseline information is proposed for the model construction. The advantages of the proposed credit scoring model consist in fact that its construction does not require a priori information about errors distribution. The results of approbation of the developed scoring model on simulated data are presented. In comparison with

the known credit scoring models, the amount of training samples can be significantly reduced for the proposed mode.

Ключевые слова: кредит, скоринг, модель кредитного скоринга, скоринговые карты, экономико-математическая модель, регрессионная модель, статистическая модель, нейронная сеть, модель бинарного выбора, мягкие вычисления, нечеткая логика.

Keywords: credit, scoring, credit scoring model, scorecards, economic-mathematical model, regression model, statistical model, neural network, binary choice model, soft computing, fuzzy logic.

Процедуры кредитного скоринга широко применяются банками и другими кредитными организациями для быстрой оценки кредитоспособности заемщика. Технологии кредитного скоринга предполагают получение некоторой числовой оценки, характеризующий кредитный риск, связанный с неисполнением заемщиком условий кредитного договора. В настоящее время кредитный скоринг можно рассматривать как важнейший элемент управления рисками банковской деятельности (особенно в сфере потребительского кредитования). Хотя создание и внедрение скоринговых систем зачастую связано со значительными затратами, однако в большинстве ведущих банков мира такие системы успешно используются, так как позволяют своевременно выявить и отсеять «плохих» заемщиков. Практика показывает, что каждый банк стремится иметь свою собственную, уникальную скоринговую систему, а модели, положенные в основу скоринга, являются засекреченными. Кроме того, с течением времени с изменением экономических и социальных условий ранее разработанные модели становятся неактуальными, и требуется либо скорректировать сами скоринговые модели, либо просто произвести «переобучение» существующих моделей с использованием вновь поступившей информации.

По оценкам экспертов, большинство российских банков не используют автоматизированные скоринговые системы [1]. В качестве причин такого положения отмечают, что: зарубежные системы не соответствуют реалиям российской экономики; существенные различия в уровнях экономического развития регионов; недостаточные объемы накопленной статистики по «плохим» и «хорошим» кредитам; затраты, связанные с разработкой и внедрением скоринговых систем слишком велики (к тому же может потребоваться слишком часто проводить корректировку таких систем в связи с нестабильностью социально-экономической ситуации в стране) [2]. Однако несомненные преимущества использования скоринговых моделей (объективность оценки заемщика, автоматизация процедуры оценки, быстрота проведения оценки) позволяют с уверенностью предположить, что подобные модели с течением времени получат большее распространение в отечественной практике банковской деятельности. К тому же в настоящее время (конец 2014 года) наблюдается рост просроченной задолженности по кредитам физических лиц в основном в секторе потребительского необеспеченного кредитования (кредиты наличными, кредитные карты, POS-кредиты). Согласно прогнозам «Секвойя Кредит Консолидейшн», в 2015 году уровень просроченной задолженности по кредитам физических лиц покажет рекордный рост — 58,5%, суммарная просроченная задолженность граждан перед банками достигнет 698 млрд руб. При этом темпы роста просроченной задолженности за последние пять лет увеличились в 18 раз [3]. Сложившаяся ситуация в сфере потребительского креди-

тования настоятельно требует повысить качество оценки заемщиков, в том числе за счет более широкого использования кредитного скоринга.

Впервые кредитный скоринг был использован в 1941 году Д. Дюраном для классификации заемщиков на «плохих» и «хороших». Для этого была использована скоринговая карта, где за каждый вариант ответа в анкете назначается определенное количество баллов. Кредит выдавался при условии, что сумма набранных баллов превышает некоторое нормативное значение. При этом чем больше сумма баллов, тем выше оценка вероятности того, что условия обслуживания кредита не будут нарушаться. На сегодняшний день использование скоринговых карт является индустриальным стандартом в области розничного кредитования. В частности, в ОТП-банке были внедрены трехмерные скоринговые карты, которые позволяют определить ожидаемую вероятность дефолта по каждому заемщику исходя из разных оценок [2; 4]. В 1956 году сотрудники Стэнфордского исследовательского института Бил Файр и Эрл Айзек предложили скоринговую модель, реализующую математический алгоритм, определяющий уровень кредитоспособности заемщика. Ими была организована компания Fair, Isaac and Company (с 2009 года называется FICO), являющаяся лидером среди компаний, предоставляющих услуги кредитного скоринга в США [5].

При разработке кредитных скоринговых систем часто используются модели бинарного выбора [6; 7; 8]. В частности, скоринговые модели строятся на основе множественной регрессии (линейной регрессии, логит-регрессии, пробит-регрессии, гомпит-регрессии и т. п.), нейронных сетей, дерева решений, метода ближайших соседей и др. [9; 10].

Скоринговая модель, использующая множественную линейную регрессию, имеет вид:

$$y = w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n, \quad (1)$$

где: y — вероятность того, что заемщик является «хорошим»;

n — количество скоринговых характеристик заемщика (обычно от 10 до 20);

w_i — весовые коэффициенты, подлежащие оцениванию;

x_i — скоринговые характеристики, имеющие существенное влияние на результирующую переменную y .

Полученная для конкретного заемщика оценка вероятности y сравнивается с некоторым пороговым нормативным значением. Если оценка вероятности y больше этого порогового значения, то кредит выдается. К сожалению, в общем случае уравнение (1) может принимать значения из интервала $(-\infty, +\infty)$, что не обеспечивает очевидное условие для вероятности y : $0 \leq y \leq 1$.

Множественная логит-регрессия для оценки кредитоспособности заемщика имеет вид:

$$y = \frac{e^{w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n}}{1 + e^{w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n}}, \quad (2)$$

Множественная пробит-регрессия имеет вид:

$$y = \Phi(w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n), \quad (3)$$

где $\Phi(\cdot)$ — функция распределения для нормального распределения.

Множественная гомпит-регрессия построена с использованием распределения Гомпертца и имеет вид:

$$y = e^{-e^{-(w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n)}}, \quad (4)$$

Можно заметить, что в качестве скоринговых моделей можно использовать функции:

$$y = f(x_1, \dots, x_n), \tag{5}$$

где функция $f(\cdot)$ представляет собой какую-либо S-образную функцию вида:

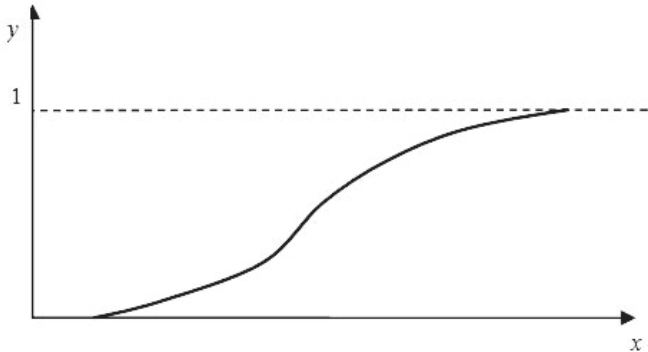


Рис. 1. Примерный график S-образной функции

Примерами таких функций являются интегральные функции распределения для различных вероятностных распределений: логистического, нормального, Гомпертца и др. Для оценки неизвестных весовых коэффициентов w_i можно использовать какую-либо процедуру параметрического оценивания (например, метод максимального правдоподобия), с помощью которой находят «наилучшие» и единственные оценки w_i . Считается, что оценки весовых коэффициентов определяют некоторую гиперплоскость в n -мерном пространстве, «наилучшим» образом отделяющую «хороших» и «плохих» заемщиков.

Нейронная сеть, по сути, также представляет собой статистическую модель вида (5). На рис. 2 приведен пример многослойной сети с тремя слоями [11].

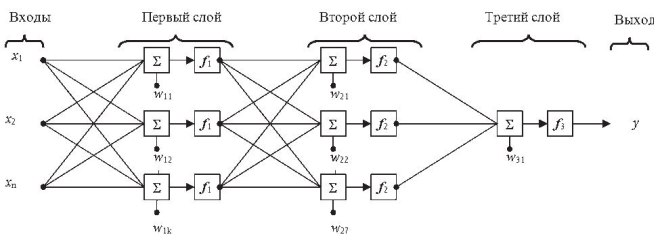


Рис. 2. Пример трехслойной искусственной нейронной сети

Трехслойная сеть, показанная выше, имеет n входов, входной слой (слой 1 с k нейронами), скрытый слой (слой 2 с l нейронами) и выходной слой (слой 3 с одним нейроном). Чтобы определить нейронную сеть, необходимо задать количество слоев сети, количество нейронов в каждом слое, выбрать функции активации f , а затем в процессе обучения нейронной сети найти оценки векторов весовых коэффициентов w . В нашем случае потребуется оценить $(n+1) \cdot k + (k+1) \cdot l + 4$ весовых коэффициента.

Приведенные выше модели скоринга являются статистическими. Примерно 90—95% скоринговых моделей относятся к этому классу. Очевидно, что при разработке подобных моделей требуется не только большой объем исторических данных о заемщиках («кредитное кладбище»), но и большой объем априорной информации о структуре модели (вид регрессионной зависимости, конфигурация

нейронной сети и т. п.). На практике разработчик такой модели не обладает достаточной информацией о вероятностных характеристиках исходных данных, что существенно затрудняет обоснование выбора того или иного вида модели скоринга.

Для разработки систем принятия решений в условиях, когда практически отсутствует априорная информация о вероятностной модели данных, в последние годы достаточно широко используются методы мягких вычислений (soft computing). Хотя потенциально статистические модели, построенные с использованием априорных вероятностных моделей, могут обеспечить более высокую точность прогнозов, однако на практике в случае невыполнения априорных условий прогностические способности таких моделей резко ухудшаются.

Методы мягких вычислений не требуют априорных предположений о вероятностных распределениях исходных данных, они сохраняют свою работоспособность даже при управлении слабоструктурированными объектами в условиях неполноты, неточности информации. Термин «мягкие вычисления» был введен в 1994 году Л. Заде. По словам Л. Заде, сущность мягких вычислений состоит в том, что в отличие от традиционных, жестких вычислений они нацелены на приспособление к всеобъемлющей неточности реального мира. Руководящим принципом мягких вычислений является «терпимость к неточности, неопределенности и частичной истинности для достижения удобства манипулирования, робастности, низкой стоимости решения и лучшего согласия с реальностью» [12]. Мягкие вычисления предполагают использование техники нечеткой логики, искусственных нейронных сетей, генетических алгоритмов, эволюционного моделирования, теории хаоса, неточного (rough) программирования [12; 13].

Можно ожидать, что методология мягких вычислений позволит разработать скоринговую модель, устойчивую к неточности и неполноте исходных данных.

Как было отмечено выше, статистические модели позволяют определить некоторую гиперплоскость в пространстве, «наилучшим» образом отделяющую «хороших» и «плохих» заемщиков. На рис. 3 приведен условный пример для двух скоринговых характеристик с «хорошими» (светлые кружки) и «плохими» (черные кружки) заемщиками, где показано, что различные прямые (гиперплоскости в двухмерном пространстве) обеспечивают одинаковый результат классификации заемщиков. Таким образом, можно сделать вывод, что таких «оптимальных» гиперплоскостей существует бесконечное множество.

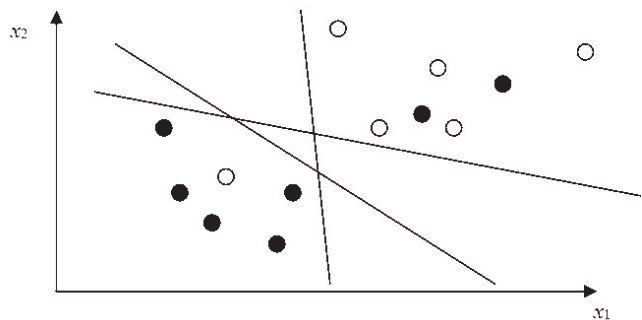


Рис. 3. Пример неоднозначности «оптимальных» прямых для классификации заемщиков

Можно сказать, что существует некоторая обобщенная гиперплоскость с параметрами w_i , представляющими собой неточные или нечеткие величины. На рис. 4 выделена область, которой принадлежат все гиперплоскости, обеспечивающие одинаковый результат классификации заемщиков.

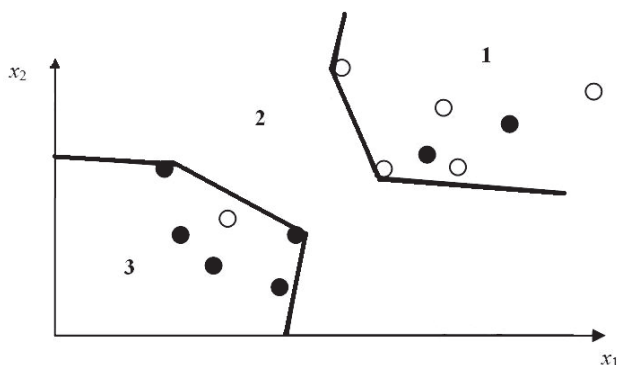


Рис. 4. Множество эквивалентных классифицирующих прямых

Таким образом, по результатам ретроспективного анализа данных о заемщиках можно построить множество эквивалентных классифицирующих гиперплоскостей. Если соискатель кредита попадает в область, обозначенную цифрой 3, это свидетельствует о его некредитоспособности, значит, ему следует отказать в получении кредита. Если же заемщик попал в область, обозначенную цифрой 1, то можно принять решение о выдаче кредита. Более сложным является случай, когда заемщик попадает внутрь области 2 и однозначно нельзя отнести его к добросовестным или недобросовестным заемщикам. Здесь решение будет во многом зависеть от кредитной политики конкретного банка. Если банк стремится минимизировать риск неплатежей по кредитам, то области 2 и 3 можно рассматривать как единую область, соответствующую «плохим» кредитам.

Для удобства анализа нечеткой гиперплоскости можно произвести отображение ее в пространство параметров w_i . На рис. 5 приведен примерный вид области оптимальных значений параметров w_i (обозначим ее W), обеспечивающей минимальные ошибки классификации заемщиков согласно рис. 3. В данном случае, согласно рис. 3, минимальное количество ошибок равно трем (два «плохих» заемщика попали в область 1 и один «хороший» заемщик попал в область 3). В общем случае область W имеет вид выпуклого многогранника.

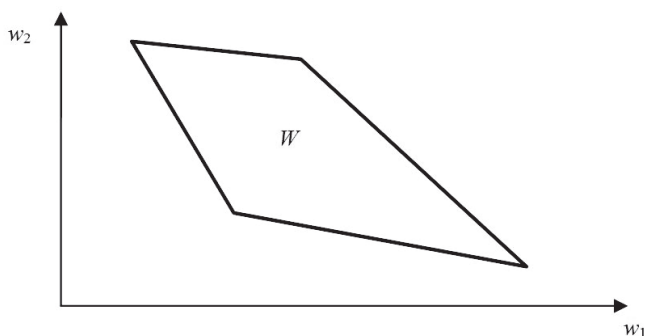


Рис. 5. Примерный вид области оптимальных значений W

В качестве достоинства скоринговой модели, использующей нечеткую гиперплоскость вместо традиционной «четкой», можно отметить:

1. Снимается проблема выбора соответствующей S -образной функции. Выбор той или иной S -образной функции существенно влияет на свойства скоринговой системы, однако зачастую не имеется достаточного обоснования для выбора конкретного вида функции. Таким образом, отсутствует необходимость перебора различных вариантов структуры линии регрессии среди логит-, пробит- и других вариантов регрессии, исследования различных конфигураций нейронных сетей.

2. Из-за особенностей построения нечеткой гиперплоскости проявляется свойство нелинейности разграничивающей гиперплоскости, в результате чего области 1 и 3 оказываются выпуклыми, а область 2 вогнутой.

В работе [14] было отмечено, что задача нахождения области W пока не имеет соответствующего аналитического решения, для построения этой области в исследовательских целях использовался метод имитационного моделирования, когда с помощью датчика случайных чисел моделировалось множество гиперплоскостей и отбирались гиперплоскости, обеспечивающие минимум ошибок классификации.

В данной работе предлагается следующий вариант построения области W :

1. Последовательно строятся все возможные n -мерные гиперплоскости, проходящие через точки, соответствующие обучающей выборке данных.

2. Для каждой построенной таким образом гиперплоскости подсчитывается количество ошибок классификации.

3. Параметры гиперплоскостей, обеспечивающих минимальные ошибки классификации, являются вершинами выпуклого многогранника области W .

Было разработано программное обеспечение на языке Visual Basic for Applications для Microsoft Excel. Работоспособность данного подхода к построению области W была успешно проверена на модельных данных при $n = 2$ и $n = 3$ для объемов обучающих выборок N от 10 до 100. В обучающие выборки были добавлены «ошибочные» точки, когда для заведомо «хороших» заемщиков было указано, что они являются «плохими» заемщиками, и наоборот. По результатам исследования можно сделать следующие выводы.

При последовательном увеличении объема обучающей выборки N можно выделить три ситуации:

а) если новая точка «правильная» и принадлежит области 1 или 3, то область W не изменяется;

б) если новая точка «правильная» и принадлежит области 2 (попадает на нечеткую разделительную гиперплоскость), то область W уменьшается;

в) если новая точка «ошибочная», то область W увеличивается.

В результате, если в обучающей выборке «ошибочных» точек было менее 5%, область W достаточно быстро сжималась уже при $N = 50$, что может свидетельствовать о хорошей обучаемости данной модели. При доле «ошибочных» точек более 20% область W практически не сжимается, увеличиваясь при поступлении «ошибочных» точек и сжимаясь при поступлении «правильных» точек. Таким образом, объем области W может служить одним из индикаторов качества обучения модели.

Также можно отметить, что в процессе обучения были выявлены все «ошибочные» точки, добавленные в обучающую выборку.

К сожалению, использованный в данной работе алгоритм построения области W далек от совершенства. Полный перебор возможных гиперплоскостей при обучении скоринговой

модели возможен только при достаточно небольших значениях n и N . Затраты машинного времени на обучение подобной модели скоринга пропорциональны числу сочетаний $C_N^n = \frac{N!}{n!(N-n)!}$, поэтому в настоящее время стоит задача

поиска оптимизированного алгоритма обучения подобных скоринговых моделей.

Рассмотренный в данной работе подход к построению скоринговой модели с использованием методологии мягких вычислений показал свою работоспособность на модельных данных, что в перспективе позволит расширить инструментарий средств разработки не только моделей скоринга, но и решения других задач бинарного выбора, которые возникают в различных областях экономики и бизнеса.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Черкашенко В. Скоринг является математической моделью // Финансовая видеознциклопедия [Электронный ресурс]. URL: <http://www.incomepoint.tv/video/119-cerkasenko> (дата обращения: 16.02.2015).
2. Клейнер Г. Б., Коробов Д. С. История современного кредитного скоринга // Проблемы региональной экономики. 2012. Вып. 17 [Электронный ресурс]. URL: <http://regec.ru/articles/2012/vol1/5.pdf> (дата обращения: 16.02.2015).
3. Кошкарев А., Старостина Н. Коллекторы предсказали рост просроченной задолженности на 60% в 2015 году // РБК. 2014 [Электронный ресурс]. URL: <http://lf.rbc.ru/recommendation/potreb/2014/12/25/249615.shtml> (дата обращения: 16.02.2015).
4. Викторова Л. Российские банки все шире применяют скоринговые системы // РБК. 2011 [Электронный ресурс]. URL: <http://www.rbcdaily.ru/finance/562949980687405> (дата обращения: 16.02.2015).
5. Коптелов А. Кредитный скоринг: реальные возможности // CNews. 2013 [Электронный ресурс]. URL: <http://www.cnews.ru/reviews/?2013/09/04/541643> (дата обращения: 16.02.2015).
6. Мейз Э. Руководство по кредитному скорингу. Минск: Гревцов Паблишер, 2008. 464 с.
7. Магнус Я. Р., Катышев П. К., Пересецкий А. А. Эконометрика. Начальный курс. М.: Дело, 2007. 504 с.
8. Аксенова Н. А., Бутенко Е. А. Особенности математических методов, применяемых к решению экономических задач // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2013. № 1 (22). С. 81—86.
9. Ковалев М., Корженевская В. Методика построения банковской скоринговой модели для оценки кредитоспособности физических лиц // Банки Казахстана. 2008. № 1. С. 43—48.
10. Ганичев А. В., Ганичева А. В. Принятие решений на основе рискованных ситуаций и процессов // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2014. № 4 (29). С. 226—230.
11. Губа К. А., Дюбанов Г. Н. Повышение эффективности системы принятия управленческих решений за счет применения аппарата нейронных сетей // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2014. № 3 (28). С. 84—86.
12. Zadeh L. A. Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing // Communications of the ACM. 1994. Vol. 37. № 3. P. 77—84.
13. Лю Б. Теория и практика неопределенного программирования. М.: БИНОМ, 2005. 416 с.
14. Яцко В. А. О возможности использования одного класса нечетких моделей в кредитном скоринге // Междунар. науч.-практ. конф. «Направления модернизации современного инновационного общества: экономика, социология, философия, политика, право» / Новосиб. гос. тех. ун-т. Новосибирск, 2015. С. 167—170.

REFERENCES

1. Cherkashenko V. Scoring is a mathematical model // Financial video encyclopedia [Electronic resource]. URL: <http://www.incomepoint.tv/video/119-cerkasenko> (date of viewing: 16.02.2015).
2. Kleiner G. B., Korobov D. S. History of modern credit scoring // Problems of Regional Economy. 2012. Issue 17 [Electronic resource]. URL: <http://regec.ru/articles/2012/vol1/5.pdf> (date of viewing: 16.02.2015).
3. Koshkarev A., Starostina N. Collectors predicted growth of overdue debts by 60% in 2015 // RBC. 2014 [Electronic resource]. URL: <http://lf.rbc.ru/recommendation/potreb/2014/12/25/249615.shtml> (date of viewing: 16.02.2015).
4. Viktorova L. Russian banks considerably use a scoring system // RBC. 2011 [Electronic resource]. URL: <http://www.rbcdaily.ru/finance/562949980687405> (date of viewing: 16.02.2015).
5. Koptelov A. Credit scoring: a real possibility // CNews. 2013 [Electronic resource]. URL: <http://www.cnews.ru/reviews/?2013/09/04/541643> (date of viewing: 16.02.2015).
6. Mays E. Handbook of Credit Scoring. Minsk: Grevzov Publisher, 2008. 464 p.
7. Magnus Ya. R., Katsyhev P. K., Peresetsky A. A. Econometrics. The initial course. M.: Delo, 2007. 504 p.
8. Aksenova N. A., Butenko E. A. Peculiarities of mathematical methods applied to resolution of economic tasks // Business. Education. Law. Bulletin of Volgograd Business Institute. 2013. № 1 (22). P. 81—86.
9. Kovalev M., Korzhenevskaya V. Method of construction a bank scoring model to assess the creditworthiness of individuals // Banks of Kazakhstan. 2008. № 1. P. 43—48.
10. Ganichev A. V., Ganicheva A. V. Decision-making on the basis of risk situations and processes // Business. Education. Law. Bulletin of Volgograd Business Institute. 2014. № 4 (29). P. 226—230.
11. Guba K. A., Dubanov G. N. Improvement of the management decision-making system efficiency through the use of neural networks // Business. Education. Law. Bulletin of Volgograd Business Institute. 2014. № 3 (28). P. 84—86.
12. Zadeh L. A. Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing // Communications of the ACM. 1994. Vol. 37. № 3. P. 77—84.
13. Liu B. Theory and Practice of Uncertain Programming. M.: BINOM, 2005. 416 p.
14. Yatsko V. A. The possibility of using a class of fuzzy models in credit scoring // International scientific-practical conf. «Directions of modernization of contemporary innovative society: economics, sociology, philosophy, politics, law» / Novosibirsk State Technical University. Novosibirsk, 2015. P. 167—170.