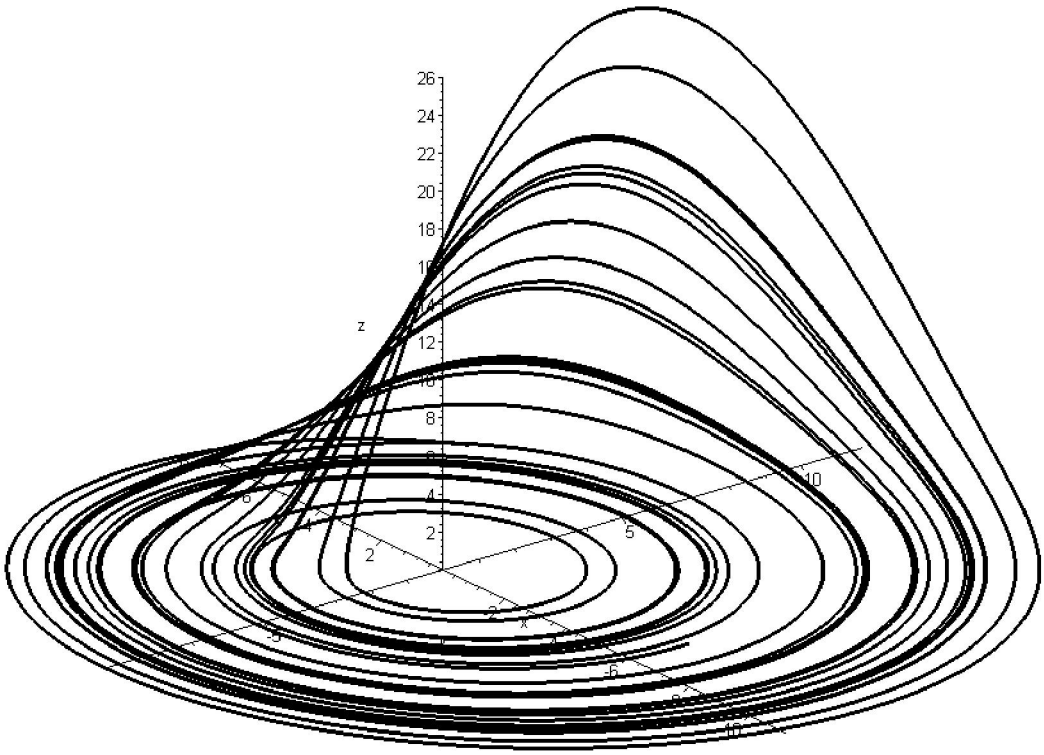
НОВЕ В ЕКОНОМІЧНІЙ КІБЕРНЕТИЦІ

ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЕКОНОМІЦІ



4/2010

4/2010

Нове в економічній кібернетиці

(Збірник наукових статей)

ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЕКОНОМІЦІ

Донецьк
«Юго-Восток»
2010

УДК 33:007
ББК У.в661
Н74

Редакційний колектив:
Ю. Г. Лисенко (голова) – член.-кор. НАН України, д-р екон. наук, професор;
П. В. Єгоров – д-р екон. наук, професор;
В. Я. Заруба – д-р екон. наук, професор;
Т. С. Клебанова – д-р екон. наук, професор;
І. М. Ляшенко – д-р фіз.-мат. наук, професор;
М. В. Румянцев – д-р екон. наук, професор;
О. І. Черняк – д-р екон. наук, професор;
В. М. Тимохин – д-р екон. наук, доцент;
С. І. Левицький – канд. екон. наук, доцент;
Т. Ю. Беликова – канд. екон. наук, доцент.

Відповідальний за випуск:
О. Г. Хмельов - канд. техн. наук, доцент

Перелік №5 наукових фахових видань України (Постанова Президії ВАК України від 01.07.2010 р. № 1-05/5) // Бюлетень ВАК України. – 2010. – №7

За зміст статей несуть відповідальність автори

Публікується за рішенням вченої ради Донецького національного університету

© Донецький національний університет, 2010
© Кафедра економічної кібернетики, 2010

СОДЕРЖАНИЕ

Передмова редактора 4

Бизянов Е. Е., Голда О. А. Нейросетевой анализ и прогнозирование экономической эффективности информационных систем 5

Верба Р. В., Хмелёв А. Г. Моделирование процесса управления загрузкой производственных мощностей предприятия с применением каскадных нейроподобных сетей 11

Коломицева А. О., Тарасова О. О. Застосування нейромережи для оцінки ризику надання банківських кредитів..... 22

Коломыйцев О. А. Прогнозирование финансового временного ряда с помощью комитета нейронных сетей 34

Левицкий С. И., Ткач Л. В., Фрунзе И. А. Система поддержки принятия логистических решений металлотрейдера 45

Лысенко Ю. Г. Нейронные сети. применение и экономическая эффективность..... 58

Львовский Л. Я. Минц А. Ю. Нейро-скоринговый метод оценки кредитоспособности заемщиков..... 70

Минц А. Ю. Инструментальные средства генетического моделирования и перспективы их использования для поиска оптимальных решений экономических задач 79

Николаенко Д. В. Моделирование процесса выбора поставщика в системе управления конкурсными закупками на основе нейронной сети. 97

Половян А. В., Тарасова М. Ю. Дифференцирование ставок экологического страхования..... 105

Яковенко В. С. Використання засобів штучного інтелекту у логістичних системах дистриб'юторських компаній..... 118

ПЕРЕДМОВА РЕДАКТОРА

Протягом останніх років в країнах з розвиненою ринковою економікою прискореними темпами отримує розвиток напрямок новітніх прийомів економіко-математичного моделювання, що базуються на величезному потенціалі сучасних засобів обчислювальної техніки. Подальше вдосконалення та розвиток таких прикладних напрямків економіко-математичного моделювання як нейрокомп'ютінг, використання розподілених обчислювальних мереж, дослідження багатомірних складних економічних об'єктів є надзвичайно актуальним науковим завданням як на прикладному мікроекономічному рівні, так і в багатьох макроекономічних дослідженнях. Використання штучних нейронних мереж (ШНМ), генетичних алгоритмів, апарату нечіткої логіки, вейвлет-аналізу тощо в системах підтримки прийняття рішень (СППР) дає значну перевагу в таких показниках як швидкість моделювання, рівень формалізації обчислювального процесу, мінімізація впливу суб'єктивних чинників на якість результату моделювання.

У збірнику представлені статті по перспективних напрямках розвитку технологій ШНМ: огляд аспектів використання нейромереж в економіці (Лисенко Ю. Г.); використання генетичних алгоритмів для навчання ШНМ (Мінц О. Ю); дослідження економічної ефективності інформаційних систем (Бізянов Є. Є., Голда О. О.); керування логістичними потоками при виробництві продукції із застосуванням каскадних ШНМ (Верба Р. В., Хмельов О. Г.); визначення класу кредитоспроможності позичальника (Коломицева А. О., Тарасова О. О.); прогнозування фінансових часових рядів за допомогою комітету ШНМ (Коломийцев О. О.); побудова об'єктно-орієнтованої СППР управління логістикою металотрейдера (Левицький С. І., Ткач Л. В., Фрунзе І. А.); комбінована модель системи кредитного скорінгу (Львовський Л. Я., Мінц О. Ю.); оцінки тендерних пропозицій (Николаєнко Д. В.); встановлення ставок екологічного страхування (Половян О. В., Тарасова М. Ю.); аналіз засобів штучного інтелекту у дистриб'юторських компаніях (Яковенко В. С.)

Ю. Г. Лисенко,член.-кор. НАН України,
доктор економічних наук, професор

Бизянов Е. Е., Голда О. А.

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ

В статье рассмотрен подход к исследованию экономической эффективности информационных систем и технологий с использованием искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА, ЭФФЕКТИВНОСТЬ, ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ, МОДЕЛЬ.

Вопрос оценки экономической эффективности информационных систем (ИС) в настоящее время приобретает особую актуальность.

Довольно часто для оценки экономической эффективности информационной системы используют методику сопоставления результатов работы предприятия до и после внедрения ИС [1, 2]. Эта методика достаточно проста и не требует наличия специфических данных - их можно взять из бухгалтерской и управленческой отчетности.

Недостатком такого похода является то, что весь полученный эффект по умолчанию предполагается полученным только от ИС, хотя за время внедрения и эксплуатации ИС на предприятии может произойти много изменений: приобретение нового оборудования, повышение квалификации сотрудников, смена кадров, реинжиниринг бизнес-процессов и т.п. Поэтому говорить об эффекте только от ИС достаточно сложно, а иногда и некорректно. Для выделения эффекта собственно от ИС необходимо учесть влияние всех факторов, приведших к улучшению работы предприятия., причем корреляционного анализа между затратами и результатами явно недостаточно.

В экономике для анализа и прогнозирования часто используют временные ряды, эконометрические модели, модели экономической динамики, нейронные сети. При построении прогнозов, как с использованием временных рядов, эконометрических моделей, так и с использованием нейронных сетей, исследователь сталкивается с одинаковыми проблема-

ми: выбора структуры (типа) модели, релевантности данных для тестирования модели, возможности практического использования.

Чаще всего нейронные сети применяют для прогнозирования: курса валют, состояния финансовых рынков, показателей работы предприятия, банкротств и т.д. [6, 7]. Несмотря на обилие публикации по нейронным сетям, исследованию эффективности производственных и информационных систем посвящено небольшое количество публикаций, например [3-5].

Так, в [3] приведен анализ производительности труда, как составляющей эффективности производства в промышленности Румынии, с использованием эконометрических методов и искусственных нейронных сетей. Авторы [3] показали, что на длительных временных интервалах нейронная сеть дает лучший результат в сравнении с регрессионным анализом. G. Zhao и J. Liu [4] в своем исследовании объединили метод главных компонент и нейронные сети при решении задачи оценки информационной системы. Проведенные ими эмпирические исследования доказали, что использование нейронной сети имеет преимущества по сравнению с традиционными методами анализа, а именно, устраняет субъективизм в результатах анализа. Francisco J. Delgado в своей работе [5] рассмотрел общий вопрос измерения эффективности экономической системы на примере общественного сектора с использованием трех видов анализа: параметрического, непараметрического и искусственной нейронной сети. Сопоставив результаты, полученные с помощью различных методов статистического анализа и нейронных сетей, он пришел к выводу, что последние представляют исследователю более гибкие возможности и в большинстве случаев, особенно при экстраполяции результатов на длительных временных интервалах, дают более точные результаты.

Целью данной статьи является разработка методики оценивания и экономической эффективности информационной системы с помощью искусственной нейронной сети.

Примем в качестве модели нейронной сети многослойный персептрон [6]. В таблицах 1, 2 указаны входные и выходные переменные для нейронной сети.

Таблица 1

Входные переменные

Переменная	Описание
x1	Оплата труда
x2	Стоимость сырья, материалов, топлива
x3	Стоимость основных фондов
x4	Производственная мощность оборудования
x5	Качество сырья, материалов, топлива
x6	Квалификация работников
x7	Количество бизнес-процессов, обслуживаемых ИС
x8	Коэффициент использования средств вычислительной техники (СВТ)

Таблица 2

Выходные переменные

Переменная	Описание
y1	Себестоимость продукции
y2	Выпуск продукции

Переменные *x1-x4* отражают основные показатели производственной системы и не требуют пояснения.

Рассмотрим подробнее переменные *x5-x8*. Качество сырья, материалов и топлива (*x5*) приведем к числовой форме, например, используя методику [5]. Так же поступим и с квалификацией персонала [6].

Количество бизнес-процессов, обслуживаемых ИС - переменную *x7*, рассчитаем как удельный показатель:

$$X7 = N_{БП}^{ИС} / N_{БП}, \qquad (1)$$

где $N_{БП}^{ИС}$, $N_{БП}$ – количество бизнес-процессов, которые обслуживаются ИС, и общее количество бизнес-процессов на предприятии соответственно.

Коэффициент использования СВТ - переменную *x8* рассчитаем по формуле [10]:

$$X8 = \frac{Количество\ АРМ}{Количество\ пользователей} \cdot \frac{Время\ работы\ с\ АРМ}{Общее\ время\ работы\ на\ ПК}, \qquad (2)$$

где *Количество АРМ* – количество автоматизированных рабочих мест (АРМ); *Количество пользователей* – количество пользователей АРМ; *Время работы с АРМ* – время, в течение которого пользователи решают задачи с использованием АРМ; *Общее время работы на ПК* – общее время работы всех персональных компьютеров (ПК) предприятия.

Создание и обучение нейронной сети производилось с использованием программы Statistica Neural Networks. После выбора структуры нейронной сети исследователю необходимо решить две задачи: выбрать количество нейронов и определиться с необходимым объемом данных для обучения.

С. Осовский предлагает выбирать количество нейронов в скрытом слое равным сумме количества входов и выходов [6], а С. Хайкин связывает количество данных в обучающей выборке N с числом весов в сети W и величиной заданной погрешности ε: $N > W/\varepsilon$ [7] . Таким образом, при ε = 10% и W=50 набор учебных данных должен содержать более 500 образцов. Для обучения нейронной сети использовались данные ОАО «Алчевский металлургический комбинат» за 1999-2009 годы, взятые помесячно. В 2007 году на предприятии были произведены существенные изменения: сокращена численность работников, проведено техническое перевооружение производства, поэтому данные за этот год исключены при обучении и использовались для тестирования сети. Функции активации нейронов выбраны сигмоидальными [6, 7]. В результате получена нейронная сеть, параметры которой приведены в таблице 3.

Таблица 3

Параметры нейронной сети

Показатель	Значение
Количество слоев	3
Количество нейронов	8 – 16 – 2
Количество синапсов	160
Погрешность при тестировании, %	12.361

Прогнозирование экономической эффективности ИС осуществляется путем расчета снижения себестоимости и повышения объема выпуска продукции при улучшении показателей ИС (*x7*, *x8*). Остальные показатели (*x1*-*x6*) оставим неизменными.

Экономическую эффективность ИС рассчитаем, преобразовав известные формулы из [11] к виду:

$$ЭЭ_{ИС} = \left[\left(\frac{A_2 - A_1}{A_1}\right)\cdot П_1 + \left(\frac{C_1 - C_2}{100}\right)\cdot A_2\right] \Big/ \Delta З_{ИС}\,, \qquad (3)$$

где A_1, A_2 - годовой объем реализованной (выпущенной) продукции до и после внесения изменений в ИС; C_1, C_2 - затраты на 1 грн. реализуемой продукции до и после внесения изменений в ИС; $П_1$ - прибыль от реализации до внесения изменений в ИС; $\Delta З_{ИС}$ - затраты на внесение изменений в ИС.

Для прогнозирования необходимо для переменных *x7*, *x8* задать новые значения, в результате получим новые значения объема выпуска продукции и себестоимости. Показатель $\Delta З_{ИС}$ отражает те затраты, которые должно (предполагает) сделать предприятие для улучшения текущих параметров информационной системы. Все переменные в (3) берутся за определенный промежуток времени (отчетный период, длительность реализации проекта ИС). Таким образом, изменяя показатели ИС, при этом зафиксировав показатели производственной системы, получим составляющую экономического эффекта только от ИС, на основании которого можем оценивать экономическую эффективность ИС.

Использование искусственной нейронной сети позволяет выделить составляющую эффекта, полученную предприятием от информационной системы, в случае одновременного изменения группы факторов, отражающих состояние производственной и информационной систем.

В дальнейших исследованиях возможно дальнейшее усовершенствование нейросетевой модели в части увеличения количества входных и выходных параметров, а также оптимизации структуры сети.

Литература

1. *Калачанов В. Д., Кобко Л. И.* Экономическая эффективность внедрения информационных технологий: Учеб пособие. – М.: Изд-во МАИ, 2006. – 180 с.: ил.

2. *Strassmann P. A.* The Squandered Computer - Evaluating the Business Alignment of Information Technologies. Information Economics Press, 1996.

3. *Andreica M. E., Cataniciu N., Andreica M. I.* Econometric and Neural Network Analysis of the Labor Productivity and Average Gross Earnings Indices in the Romanian Industry / Proceedings of the 10th WSEAS Int. Conference on Mathematics and Computers in Business and Economics. - pp.106-111.

4. *Guifen Zhao, Jingbo Liu.* Application of Principal Component Analysis and Neural Network on the Information System Evaluation. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://doi.ieeecomputersociety.org /10.1109/ PACCS. 2009.161.

5. *Francisco J.Delgado*. Measuring efficiency with neural networks. An application to the public sector. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.economicsbulletin.com/2005/volume3/EB−04C40010A.pdf.

6. *Хайкин Саймон*. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. : Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с. : ил. – Парал. тит. англ.

7. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И .Д. Рудинского. - М.: Финансы и статистика, 2002. - 344 с: ил.

8. Методика определения и применения интегральных показателей качества продукции. - М. Изд. стандартов. 1983

9. *Иванова С.Н.* Программы внутрифирменного обучения персонала и оценка их эффективности. - Дисс.канд.экон.наук. / МГУ им. М.В. Ломоносова. - М,, 2002. - 194 с.

10. *Зайцев С.И., Бизянов Е.Е.* Управление вычислительной техникой на предприятии. Вісник Східноукраїнського національного університету ім. Володимира Даля, № 5, 2005, стр. 12-16.

11. Методика определения экономической эффективности автоматизированных систем управления предприятиями и производственными объ-

единениями / ГКНТ СССР. Госплан СССР. АН СССР. – М.: Статистика, 1979. – 62 с., ил.

У статті розглянутий підхід до дослідження економічної ефективності інформаційних систем і технологій з використанням штучних нейронних мереж.
ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, ЕФЕКТИВНІСТЬ, ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, МОДЕЛЬ.

This article describes an approach to the research of the economic efficiency of information systems and technologies using artificial neural networks.
INFORMATION SYSTEMS, EFFICIENCY, ARTIFICIAL NEURAL NETWORK, MODEL.

Верба Р. В., Хмелёв А. Г.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА УПРАВЛЕНИЯ ЗАГРУЗКОЙ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ МОЩНОСТЕЙ ПРЕДПРИЯТИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ КАСКАДНЫХ НЕЙРОПОДОБНЫХ СЕТЕЙ

В статье рассмотрены результаты совершенствования существующей информационно-аналитической системы управления логистическими потоками при производстве продукции с применением каскадных нейроподобных сетей.
Ключевые слова: КАСКАДНЫЕ НЕЙРОПОДОБНЫЕ СЕТИ, МОДЕЛИРОВАНИЕ, ДИНАМИЧЕСКИЙ ПОРТФЕЛЬ ЗАКАЗОВ, ПРОИЗВОДСТВЕННО-СБЫТОВАЯ СИСТЕМА, ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА.

Современные условия функционирования металлургического предприятия определяют его высокую степень зависимости от состояния рынков ресурсов, рынков сбыта и агрессивности конкурентного окружения. Поэтому именно эти составляющие внешней среды являются важнейшими факторами эффективности производственно-хозяйственной деятельности предприятия и во многом определяют его рыночные перспективы. Другой группой факторов внешнего воздействия на экономику предприятия являются условия экономического, политического, социально-культурного и технологического характера. Причём данные факторы оказывают влияние,

как на само металлургическое предприятие, так и на предприятия-поставщики, предприятия-потребители и предприятия-конкуренты.

Поставщики ресурсов, потребители продукции, а также конкурентное окружение рассматриваются в экономической литературе как факторы прямого воздействия на организацию, так как они непосредственно влияют на операции организации и испытывают на себе прямое влияние операций организации. Политические, экономические, социальные и технологические факторы представляют в совокупности среду косвенного воздействия на организацию [1]. Характерными особенностями внешней среды являются сложность, подвижность и неопределённость. Они усугубляют влияние внешней среды на экономику металлургического предприятия [1].

Мировой финансово-экономический кризис, охвативший практически все промышленно-развитые страны в 2008 г., стал причиной резкого ухудшения работы предприятий ГМК Украины. Со второй половины 2008 г. у украинских металлургических комплексов возникли проблемы с реализацией металлопродукции, что привело к резкому спаду производства, достигшего пика падения в ноябре 2008 года. Так, среднесуточное производство стали в ноябре 2008 г. составило 53,2 тыс.т, а проката 50,4 тыс.т, в то время как в июне было, соответственно, 121,6 тыс.т и 110 тыс.т, т.е. падение составило более 50 % [6].

В 1-м квартале 2009 г. среднесуточные объёмы производства стали и проката по сравнению с 4-м кварталом 2008 г. (сталь 59,3 тыс.т и прокат 54,9 тыс.т) несколько стабилизировались и составили по стали 75,8 тыс.т и прокату 71,8 тыс.т.

В период спада производства (рис. 1) были задействованы 18 доменных печей (ДП) из 43, находящихся на балансе металлургических предприятий, 9 конвертеров из 21-го и 9 мартеновских печей (МП) из 42-х, т.е 55-60 % произведенных мощностей находились в состоянии простоя. В 1-ом квартале 2009 г. в работе были задействованы уже 29 ДП, 17 конвертеров и 12 МП [3].

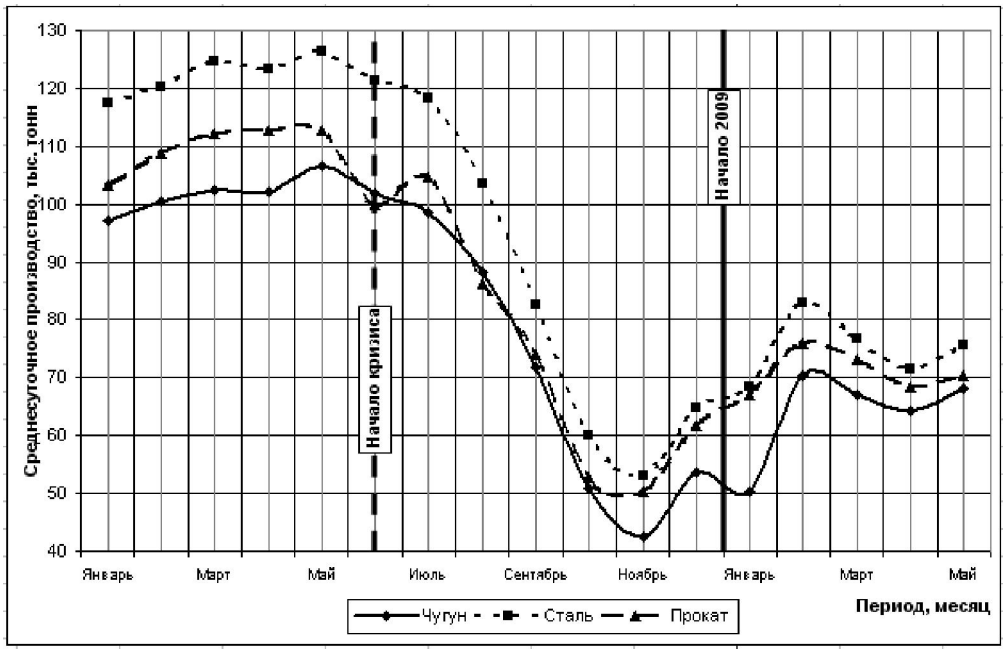


Рисунок 1 – Динамика среднесуточного производства (чугун, сталь, прокат) по металлургическим предприятиям по месяцам 2008 г. и 5-и месяцам 2009 г.

На сегодняшний день для металлургических предприятий наращивание объёмов производства до уровня 1-го полугодия 2008 г. не составляет особых производственных проблем, а наличие производственных мощностей и их техническое состояние позволяют этого достичь. Практически все предприятия в это время максимально воспользовались возможностью улучшения технического состояния производственных мощностей, и сегодня только рынок металлопродукции является сдерживающим фактором наращивания объёмов производства. В этом аспекте в очередной раз следует отметить, что главным резервом наращивания объемов производства и реализации металлопродукции для отечественных предприятий остается проблемный внутренний рынок потребления металлопродукции.

В сложившемся соотношении экспорта и внутреннего потребления (80% к 20%) металлургические предприятия Украины остаются заложниками проблемы недостаточной емкости внутреннего рынка. В 1-ом квартале 2009 г. экспорт полуфабрикатов составил 54 %, что на 10 % больше чем в 1-ом квартале 2008 г. На 2010 г. потребление металла в Украине на душу населения в 2 раза меньше, чем в промышленно развитых странах.

Проблемными вопросами для металлургических предприятий в условиях кризиса являются техническое перевооружение и модернизация предприятий с внедрением новейших энергосберегающих и экологически чистых технологий. Ежегодные инвестиции в техническое перевооружение и модернизацию в 2004 г. было на уровне 3,0 млрд. грн., в 2005 г. – 5,0 млрд. грн., в 2006 г. – 6,5 млрд. грн., а в 2007 г. – 10,5 млрд. грн. В 2008 г. объём инвестиций составил 8,6 млрд. грн. при планируемых 12,0 млрд. грн., что объясняется кризисом, начавшимся со 2-ого полугодия 2008 г.

Наряду с вопросами перевооружения, важным элементом эффективного функционирования промышленного предприятия является управление потоками материальных ресурсов, в ходе которого необходимо решать задачи оптимизации и синхронизации движения материальных потоков, которые замедляют производственно-коммерческий цикл и приводят к дополнительным расходам.

В рыночных условиях главной целью является не абстрактное производство, а производство, направленное на удовлетворение спроса потребителя, основанное на глубоком изучении рынка спроса, прогнозе его динамики.

Решающим звеном в деятельности большинства промышленных предприятий является процесс производства и отгрузки продукции. Важнейшая проблема этого звена – приведение темпов производства и продаж продукции в соответствие с требованиями конечного потребителя. Как показывает практика, темпы производства часто колеблются в больших пределах, чем фактические темпы потребительских запросов. Неоднократно отмечалось, что сбытовая система с цепью взаимосвязанных товарных запасов и определенным порядком выдачи заказов на их пополнение имеет тенденцию увеличивать небольшие колебания, возникающие в розничном звене [2].

Для металлургической отрасли согласование темпов загрузки производственных мощностей и отгрузки продукции особенно важно, поскольку в условиях растущей конкуренции производителей и усиления требований клиентов по четкому выполнению заказов, эффективность работы всего

предприятия зависит от грамотной постановки бизнес-процессов, наиболее критичных ко времени исполнения и затрачиваемым ресурсам.

Исследованию проблем управления производственно-экономическими системами посвящены работы многих отечественных и зарубежных ученых, среди которых можно отметить А.Н. Алымова, И. Ансоффа, Дж. Бигеля, С. Бира, Н.Н. Лепу, Ю.Г. Лысенко, М.Х. Мескона, А. Файоля и других. Проблема адаптации ВЕС к изменениям во внешней среде нашла свое отображение в роботах В.А. Забродского, Т.С. Клебановой, В.Л. Петренка, В.П. Стасюка и др. Однако, развитие социально-экономических отношений и рост требований к оперативности и объективности принятия управленческих решений, обусловленное осложнениям внешней среды и усилением его влияния, определяют актуальность продолжения исследований в данном направлении.

Целью данной работы является разработка алгоритма функционирования информационно-аналитической системы управления логистическими потоками при производстве продукции с использованием каскадных нейроподобных сетей.

Принципиальное отличие логистического подхода к управлению материальными потоками (МП) от традиционного заключается:

– в объединении разрозненных МП в единый сквозной МП;

– выделении единой функции управления сквозным МП;

– технической, экономической, информационной интеграции отдельных звеньев логистической цепи (ЛЦ) в единую систему (на макроуровне – различных предприятий, на микроуровне – различных служб предприятия).

Выделение МП в качестве объекта управления и связанное с этим абстрагирование от ряда факторов приводит к некоторому упрощению экономических процессов и к существенному сокращению размерности задач моделирования. Это позволяет проектировать сквозные ЛЦ, решать задачи сквозного мониторинга движения грузов, начиная от первичного источника сырья через все промежуточные процессы вплоть до поступления к конечному потребителю.

Материальный поток – МП, незавершенная продукция, ГП, рассматриваемые в процессе приложения к ним различных логистических (транспортировка, складирование и др.) и технологических (механообработка, сборка и др.) операций и отнесенные к определенному временному интервалу. Размерностью МП является отношение размерности продукции (единицы, тонны, м3 и т.д.) к размерности временного интервала (сутки, месяц, год и т.д.). МП могут рассчитываться для конкретных участков предприятия, для предприятия в целом, для отдельных операций с грузом.

Схема передвижение материальных и информационных потоков металлургического предприятия приведена на рисунке 2. Каждой из линий соответствует номер, указывающей на порядок передвижения информационного и материального потока от портфеля заказов до отгрузки готовой продукции потребителю (заказчику).

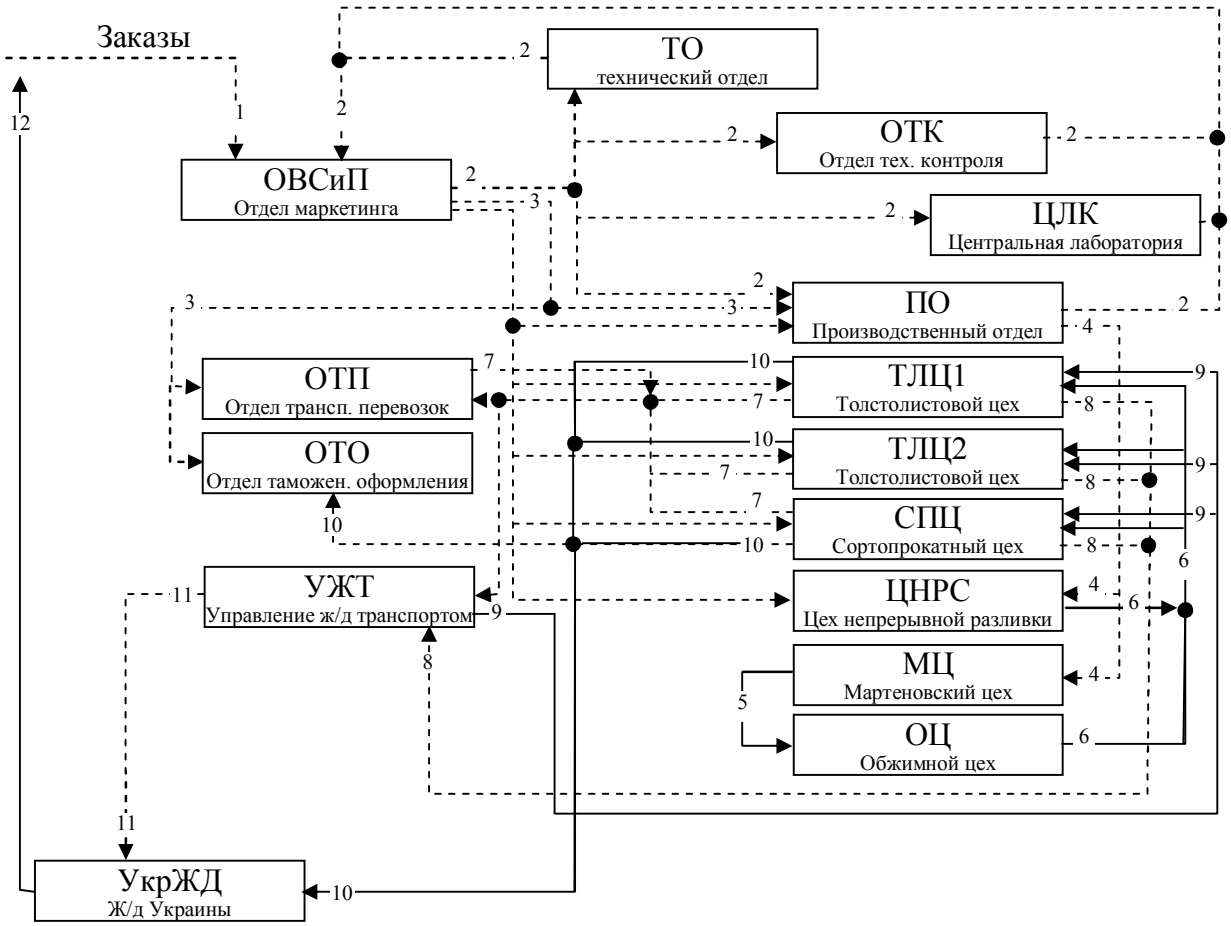


Рисунок 2 – Схема взаимодействия подразделений предприятия при формировании портфеля заказов

Проведенный анализ общих подходов к моделированию и управлению потоками продукции показал, наличие проблемы существующих подходов, критериев и средств повышения эффективности металлургического производства. Темпы производства часто колеблются в больших пределах, чем фактические темпы потребительских запросов. Сбытовая система с цепью взаимосвязанных товарных запасов и определенным порядком выдачи заказов на их пополнение имеет тенденцию увеличивать небольшие колебания, возникающие в розничном звене.

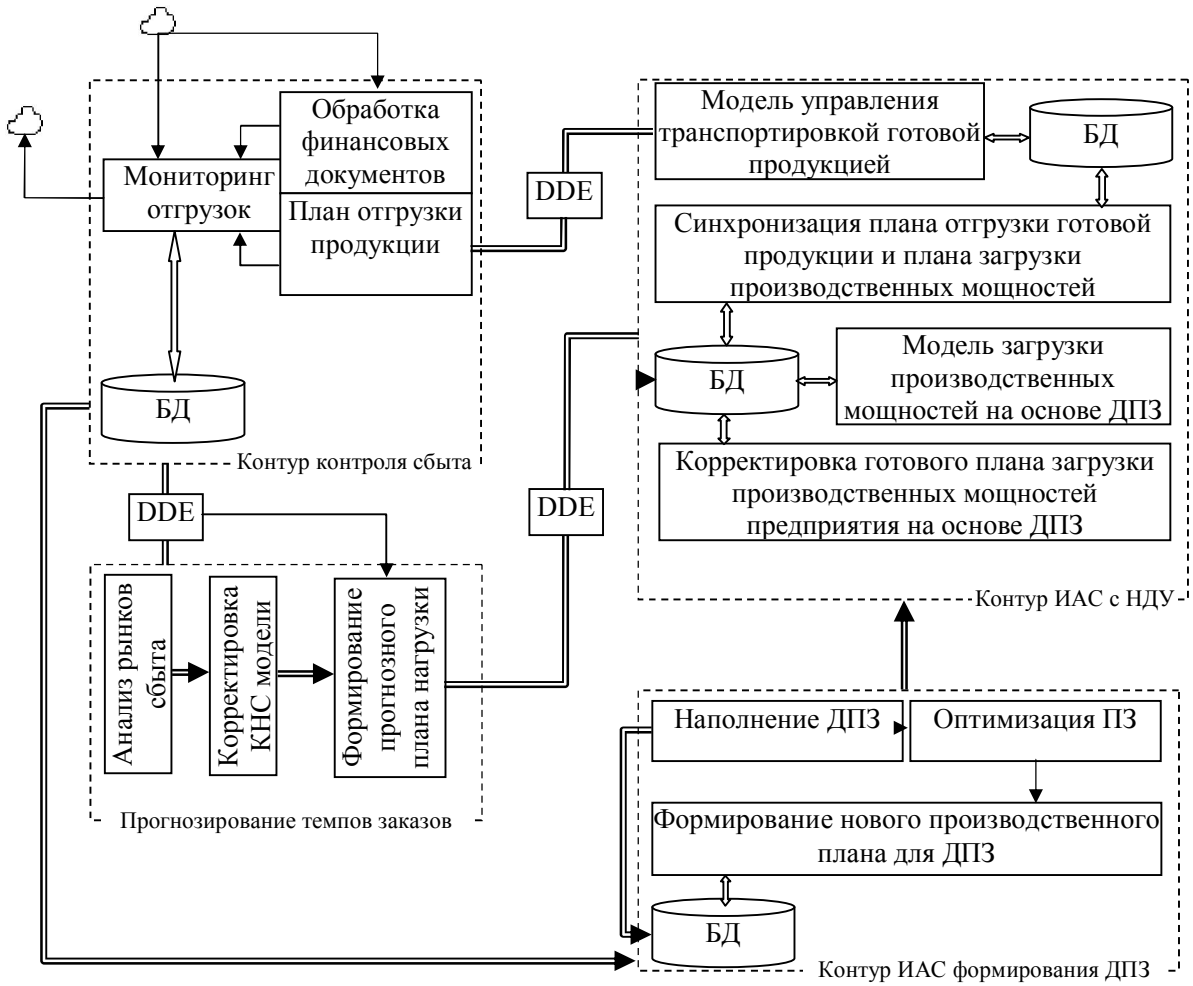


Рисунок 3 – Концепция моделирования логистических потоков системы производства и отгрузки продукции металлургического предприятия с использованием ИАС

На основании проведенного анализа существующих концепций управления логистическими процессами в сфере сбыта предприятия показал, что каждая из концепций имеет свои преимущества и недостатки и применима для определенного конкретного предприятия в той или иной

модификации. Появляются издержки, связанные с выпуском мелких партий и единичных изделий. Эти издержки связаны с затратами на излишнюю наладку, частую доставку, дополнительную обработку информации. Для обеспечения предприятию устойчивого к колебаниям функционирование предложена концепция моделирования логистических потоков предприятия на основе объединяющей информационно-аналитической системы (ИАС).

Идея реализации данной схемы управления потоками в производстве и при отгрузке продукции предприятия предполагает, что в соответствии со схемой, приведенной на рисунке 3, весь процесс принятия решений по управлению потоками ресурсов на предприятии разделяется на четыре контура: контур контроля сбыта, контур ИАС по прогнозированию темпа поступления новых заказов в динамический портфель предприятия, контур информационно-аналитической системы формирования динамического портфеля заказов и контур ИАС с НДУ по оптимизации плана производства и отгрузки продукции предприятия.

Каждый из перечисленных контуров реализован в виде отдельно функционирующего комплекса программного обеспечения, выполняющего операции по фиксированию и анализу информации. Так в контуре контроля сбыта выполняются операции по мониторингу выполнения плана по отгрузке готовой продукции, фиксируются и ранжируются новые заказы на изготовление продукции, а также формируются корректирующие выборки для повышения точности функционирования контура прогноза поступающих заказов. Данный контур на основании постоянно настраивающегося комитета нейросетей формирует возможные варианты по планированию объемного производственного плана предприятия.

На основании полученной аналитической информации о предполагаемых изменениях в планируемом портфеле заказов контур ИАС по формированию ДПЗ ранжирует все заказы в портфеле по выбранному критерию на стратегическом уровне управления. Набор критериев может изменяться в соответствии с периодами планирования производственной программы.

Четвертый контур на основании обработанной информации формирует детальный план распределения нагрузок на основные производственные агрегаты.

Предложенная концепция предполагает наличие замкнутых контуров в процессе принятия решения, что соответствует принципам построения кибернетических систем управления. Такое построение позволяет формировать неограниченное количество вариантов производственной программы и отбирать наиболее оптимальную с точки зрения выбранного критерия оптимизации.

В моделировании производственных, технологических, экономических и организационных систем, необходимость которого определяется постановкой оптимизационных задач, трудно предположить ситуацию, при которой все значимые факторы будут учтены при исследовании. Всегда имеется группа факторов, влияние которых игнорируется с определенной степенью риска. Поэтому для прогнозирования темпов поступления новых заказов в соответствующем контуре ИАС реализован набор каскадных нейросетей со структурой, приведенной на рисунке 4.

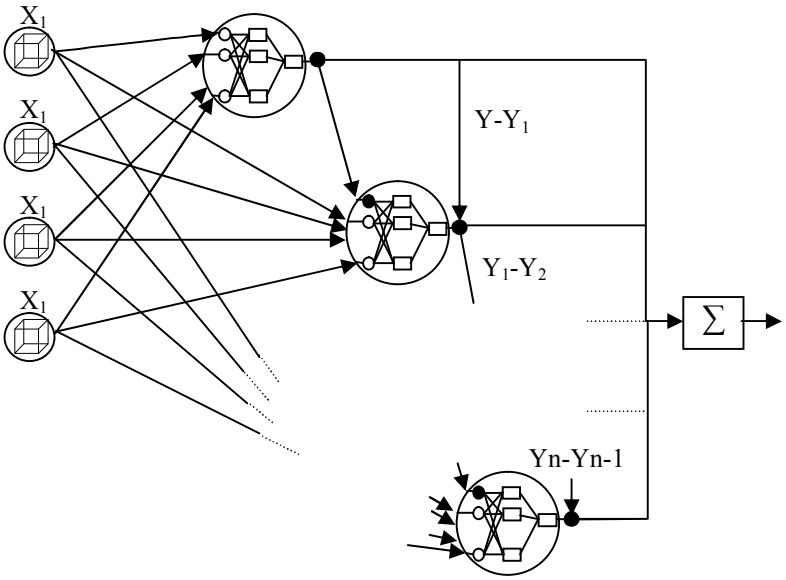


Рисунок 4 – Структура каскадной нейроподобной сети

Использование нейросетей такого типа позволяет аппроксимировать заданное множество данных таким образом, что каждая последующая

функция сети «выравнивает» кривую ошибки, сформированную предыдущими сетями [3].

Сформированный поток прогнозных значений посредством динамического обмена данными передается в модуль ИАС управляющий загрузкой производственными мощностями предприятия.

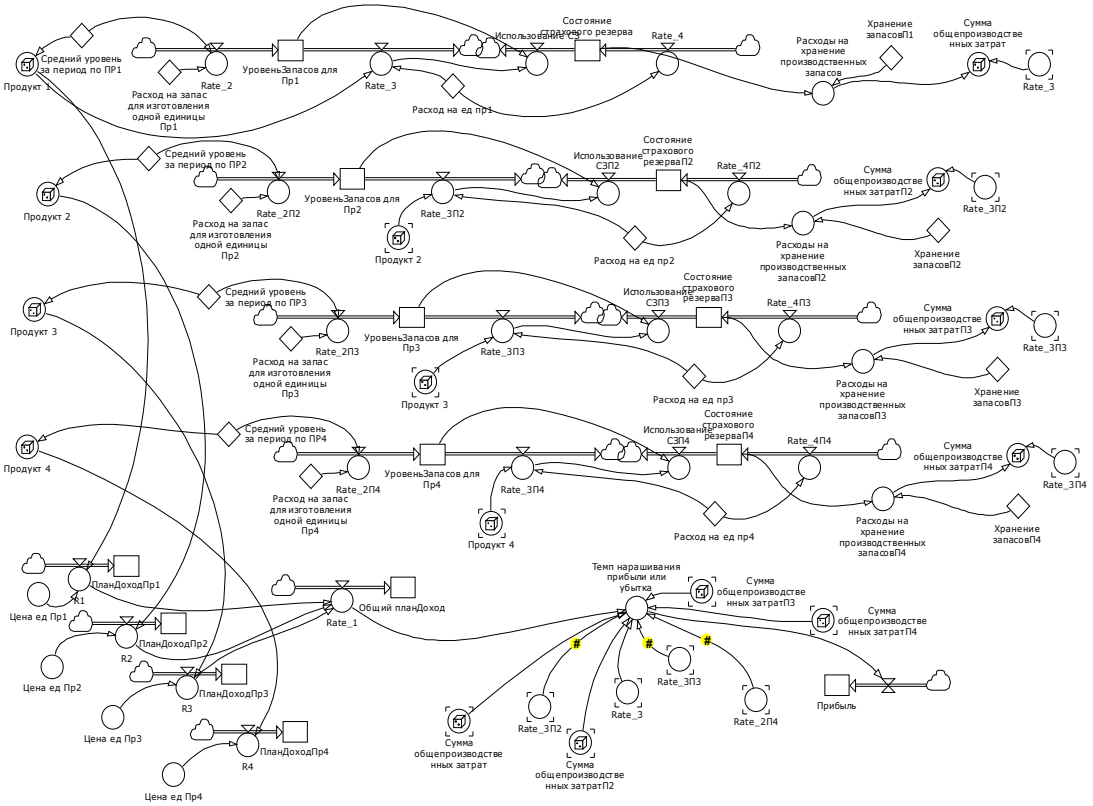
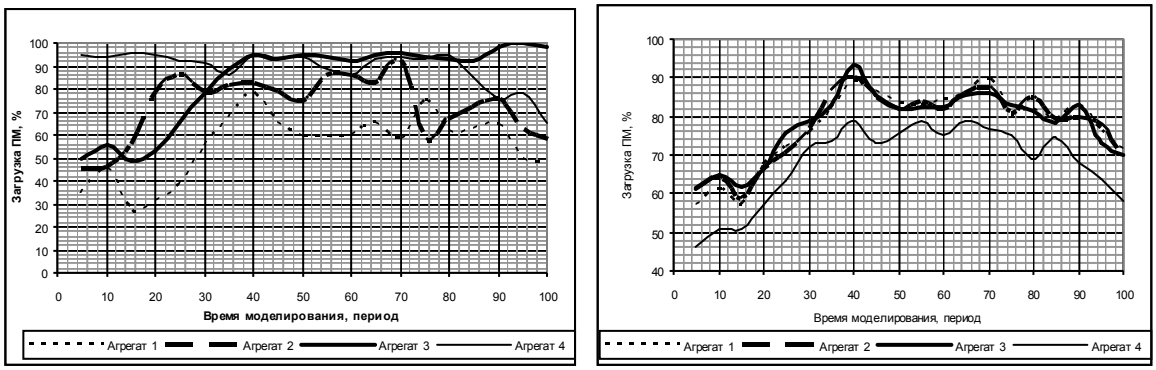


Рисунок 5 – Реализация модели планирования равномерной загрузки агрегатов при производстве в среде Powersim Studio 2008

Реализация модели планирования равномерной загрузки производства предусматривает, что производство представлено четырьмя агрегатами производства, которые имеют приблизительно одинаковые производственные мощности. Результаты работы предприятия без адаптивного планирования выпуска продукции и загрузка производственных мощностей приведены на рисунке 6, а. Каждая из кривых характеризует уровень загрузки ПМ в конкретный момент моделирования.

Использование результатов нейросетевого моделирования в модели планирования равномерной загрузки производства приводит к выравниванию потоков заказов на производство по каждому из агрегатов.



а) *б)*

Рисунок 6 – Загрузка производственных мощностей:
а) при существующей системе распределения нагрузки;
б) после применения моделей выравнивания нагрузки

В работе получены следующие результаты:

1. Для повышения устойчивости производственно-сбытовой системы к колебаниям во внешней среде был разработан модуль прогнозирования заказов предприятия. Который обеспечивает возможность корректировки производственной программы на основе прогнозных значений ожидаемого спроса на металлопродукцию.

2. Выполнен синтез модуля прогноза и основного контура информационно-аналитической системы управления производственно-сбытовыми процессами крупного металлургического предприятия.

Литература

1. *Архангельский Ю. С.* Прогнозирование объёмов производства отраслей народного хозяйства Украины. //Экономика и математические методы. - 1996. -Т.32, №3 – с.161-165.

2. *Форрестер Дж.* Основы кибернетики предприятия (Индустриальная динамика). – М.: Прогресс, 1971. – 340 с.

3. *Ковалевский С. В., Ковалевская О. С.* Исследование методов моделирования временных рядов на основе каскадных нейросетей // Сборник трудов Международной научной конференции «Нейросетевые технологии и их применение». – Краматорск: ДГМА, 2007. – С. 61-64.

4. *Верба Р . В.* Концепция формирования динамического портфеля заказов крупного металлургического комбината // Модели управления в

рыночной экономике: Сб. научн. тр. Общ. ред. и предисл. Ю.Г. Лысенко; Донецкий нац. ун-т. – Донецк: ДонНУ, 2009.

5. *Верба Р. В., Хмелёв А. Г.* Моделирование процессов управления производственно-сбытовым контуром с использованием информационно-аналитической системы // Сб. науч. ст. // №3. – Луганск: ВНУ, 2010. – С. 322-327.

6. http://www.metaljournal.com.ua/analysis-of-enterprises-operation/

У статті розглянуті результати вдосконалювання існуючої інформаційно-аналітичної системи керування логістичними потоками при виробництві продукції із застосуванням каскадних нейроподібних мереж.

КАСКАДНІ НЕЙРОПОДІБНІ МЕРЕЖІ, МОДЕЛЮВАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНА СИСТЕМА, ДИНАМІЧНИЙ ПОРТФЕЛЬ ЗАМОВЛЕНЬ, ВИРОБНИЧО-ЗБУТОВА СИСТЕМА.

The article reviewed the results of improving the existing information-analytical system of logistics flows in the manufacture of products using cascade neural networks.

CASCADE NEURAL NETWORK, SIMULATION, INFORMATION-ANALYTICAL SYSTEM, A DYNAMIC PORTFOLIO OF ORDERS, PRODUCTION AND MARKETING SYSTEM.

Коломицева А. О., Тарасова О. О.

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖИ ДЛЯ ОЦІНКИ РИЗИКУ НАДАННЯ БАНКІВСЬКИХ КРЕДИТІВ

В статті розглянуто можливість застосування нейромережевих технологій для визначення класу кредитоспроможності позичальника.

Ключові слова: НЕЙРОМЕРЕЖА, КРЕДИТУВАННЯ, РИЗИК, КЛАС ПОЗИЧАЛЬНИКА.

У сучасних умовах, коли зростає важливість найбільш ефективного використання природних, людських, матеріальних і фінансових ресурсів, особливого значення набувають задачі одержаних оптимальних рішень у різноманітних галузях суспільства. У будь-якій господарській діяльності

завжди існує небезпека втрат, що випливає зі специфіки господарських операцій. В ринкових умовах українські фінансові установи часто змушені ухвалювати рішення в умовах високого ризику і невизначеності. Сталість функціонування банківського сектора економіки багато в чому визначається здатністю до передбачення та визначення різних проявів невизначеності – ризиків, що супроводжують банківську діяльність, умінням мінімізувати негативні наслідки від їхньої дії.

Аналіз наукових праць показав, що проблема управління ризиками розглядається досить активно, але кількість таких робіт не дуже велика. Основу цих досліджень складають фундаментальні роботи у області теорії ризику таких відомих науковців, як А. Альгін, Дж. М. Кейнс, А. Маршалл, О. Моргєнштейн, Ф. Найт, Дж. Нейман, Б. Райзберг, В. Черкасов і ін.

Дослідженню питань щодо оцінки кредитоспроможності позичальників комерційних банків присвячено багато вітчизняних наукових праць. Тільки за останні роки ця проблема набула широкого висвітлення у монографіях і підручниках українських авторів О.В.Дзюблюка [1], А.М.Мороза [2] та інших. Однак проблему ще не можна вважати достатньо вивченою, оскільки й досі в теорії та практиці немає єдиного підходу до визначення системи показників, котрі комплексно характеризували б кредитоспроможність позичальників.

Але не зважаючи на це можна зробити висновок про недостатнє висвітлення окремих аспектів окресленої проблематики. З огляду на викладене вище, метою роботи є розробка комплексно-рейтингової методики аналізу банками кредитоспроможності позичальників – юридичних осіб.

Банківській діяльності, як виду економічної діяльності, також властиві ризики, яких неможливо уникнути. Наявність ризику у банківській діяльності зумовлена об’єктивними, притаманними економічній, зокрема банківській, системі конфліктними ситуаціями, невизначеністю, відсутністю необхідного інформаційного забезпечення оцінювання й прийняття управлінських рішень. Отже, причинами виникнення ризику у банківській діяльності можуть бути [3]:

– трансформаційні процеси в економічній системі, зміна кон'юнктури ринку, смаків і уподобань споживачів тощо;

– невизначеність цілей і критеріїв та необхідність урахування багатоваріантності у процесах оцінювання, прийняття рішень;

– неповна, невичерпна інформація, приховування інформації та нестача інформації;

– неоднозначність оцінок прогнозу розвитку соціально-економічної системи, конкретного банку, конкурентного середовища.

Слід також зазначити непросту ситуацію, що стосується нормативної бази проведення кредитних операцій банками України, оцінити ризик зміни якої практично неможливо.

Управління кредитним ризиком – це комплекс заходів, метою яких є мінімізація кредитних ризиків. Управління кредитними ризиками – це пошук оптимального співвідношення дохідності й ризику, оцінка, прогноз і страхування відповідного ризику. Взагалі всі методи оцінки ризику можна поділити на:

– економіко-статистичні методи;

– методи експертного оцінювання;

– методи використання аналогів.

Оцінка кредитного ризику має свою специфіку. Вона проводиться з метою визначення достатності грошових потоків позичальника для своєчасного виконання зобов'язань за кредитним договором.

Засобами зменшення кредитного ризику є, наприклад, зменшення розміру кредиту, що надається позичальнику, диференціація позичальників, ціноутворення, страхування, тощо.

У кредитному процесі дуже важливо правильно та об'єктивно оцінити кредитоспроможність позичальника. Достовірність оцінки істотно впливає як на результати конкретних угод, так і на ефективність кредитної діяльності банку загалом. Точність оцінки важлива і для позичальника, адже від неї залежить рішення про надання кредиту та про можливий його обсяг. Нині в банках України застосовується доволі широкий спектр методик визначення кредитоспроможності позичальника [4]. Причому кожен

банк розробляє власну систему оцінки, виходячи з особливостей кредитної політики, технологічних можливостей, спеціалізації банку, конкретних умов договору, пріоритетів у роботі, місця на ринку, конкурентоспроможності, стану взаємовідносин із клієнтами, рівня економічної та політичної стабільності в державі тощо.

Банки можуть використовувати й зарубіжні методи і моделі оцінки кредитоспроможності позичальників, які базуються на комплексному застосуванні кількісних і якісних показників, а саме: класифікаційні (статистичні) моделі; моделі комплексного аналізу.

До класифікаційних моделей належать бальні системи оцінки (рейтингові методики, кредитний скоринг (credit scoring)) і моделі прогнозування банкрутств, засновані на статистичних методах MDA (Multiple Discriminate Analysis) – множинний дискримінантний аналіз, „модель Зета" (Zeta model), система показників Вайбеля тощо.

Моделі комплексного аналізу засновані на експертних оцінках аналізу економічної доцільності надання кредиту. До цих моделей належать „правила 6С", CAMPARI, PARTS, PARSER тощо.

У наведених системах оцінки кредитоспроможності клієнтів їх складові елементи частіше всього визначаються як критерії відбору позичальників або оціночні параметри, які дозволяють зіставити багато факторів потенційного ризику.

Задача управління кредитним ризиком є задачею, що важко формалізується, тому що виділення факторів, які впливають на оцінку кредитного ризику, є досить складною задачею як з боку економічної постановки задачі (виділення показників, що найбільш чітко характеризують підприємство в умовах перехідної економіки) так і з боку статистичного аналізу вихідних даних (проведення повного регресійного аналізу). Але, не дивлячись на всі перераховані аспекти, задачі оцінки ризику є задачами, досить успішно розв'язуваними за допомогою нейронних мереж.

Запропонована методика оцінки кредитного ризику буде проводитися на підставі документації, наданої позичальником (юридичною особою). Тобто інформацією для вихідних даних будуть:

– баланс підприємства (форма №1);
– фінансові звіти (форма №2, форма №3);
– характеристика клієнта банку;
– сума передбачуваної позики;
– характеристика заставного еквівалента.

У результаті аналізу похідних даних підприємства і розрахунку відповідних коефіцієнтів, буде проведена класифікація вихідного набору даних щодо класів кредитоспроможності.

Нехай похідні дані підприємства складають деяким набором параметрів X:

$$X = \{x_1, x_2, ..., x_{36}\}, \quad (1)$$

де X – вектор вхідних параметрів нейромережі; x_i – економічні показники підприємства, що містять у собі: характеристику позичальника і його фінансове становище, суму передбачуваної позики, характеристики заставного еквівалента.

Вектор вихідних параметрів нейронної мережі:

$$Y = \{y_1, y_2, ..., y_5\}, \quad (2)$$

де Y – вектор вихідних параметрів нейромережі; y_i – клас кредитоспроможності підприємства.

Вектор бажаних вихідних сигналів нейромережі:

$$\overline{Y} = \{\overline{y_1}, \overline{y_2}, ..., \overline{y_5}\}, \quad (3)$$

де $\overline{Y}$ – вектор бажаних вихідних сигналів нейромережі; $\overline{y_i}$ – значення класів, отримані в результаті видачі кредитів.

Тоді навчальна множина для штучної нейронної мережі це набір пар:

$$\{(X, \overline{Y})\} \quad (4)$$

В послідовність X буде входити 36 параметрів (табл. 1).

На підставі вхідних даних будуть складені так звані «ситуації можливого відкриття кредитних ліній», по яких будуть складені навчальні множини. Метою навчальних множин буде завдання нейронній мережі так званих „правил класифікації” кредитних ситуацій.

Таблиця 1.

Параметри вхідного вектора

№	Назва параметру
1	Високоліквідні активи
2	Короткотермінові зобов’язання (сума короткострокових кредитів та розрахунків з кредиторами)
3	Ліквідні активи (сума високоліквідних активів, дебіторської заборгованості та отриманих векселів)
4	Оборотні активи (актив – усього за розділом II)
5	Власний капітал (пасив – усього за розділом I)
6	Необоротні активи (актив – усього за розділом I)
7	Позикові засоби (сума довгострокових зобов’язань та поточних зобов’язань)
8	Чистий прибуток (різниця доходу від реалізації та ПДВ)
9	Активи (валюта балансу)
10	Обсяг реалізації продукції
11	Середньомісячні надходження на рахунок позичальника за останні 3 місяці
12	Сума кредиту
13	% по кредиту
14	Термін дії кредитної угоди
15	Умовно-постійні зобов’язання позичальника (адміністративно-господарські витрати)
16	Податкові платежі і зобов’язання перед кредиторами, що повинні бути оплачені з рахунка позичальника
17	Ризик зміни законодавчої бази
18	Знос застави
19	Оцінна вартість застави
20	Структура застави
21	Можливість перевірки застави
22	Сума основних засобів

Продовження табл. 1.

№	Назва параметру
23	Виторг від реалізації продукції
24	Середня вартість матеріальних запасів
25	Середня вартість готової продукції
26	Середня величина оборотних активів
27	Середня валюта балансу
28	Середня дебіторська заборгованість
29	Середня кредиторська заборгованість
30	Період функціонування підприємства
31	Прибуткова діяльність
32	Наявність бізнес-плану
33	Погашення позик у минулому
34	Погашення відсотків за користування кредитом
35	Дебіторська заборгованість
36	Кредиторська заборгованість

В множину $\overline{Y}$ буде входити 5 параметрів, які характеризують приналежність кредитора до того або іншого класу кредитоспроможності (табл. 2).

Таблиця 2.

Вихідні параметри вектору $\overline{Y}$

№ п/п	Назва параметра
1	Клас А
2	Клас Б
3	Клас В
4	Клас Г
5	Клас Д

По вхідним даним моделі буде проводитися розрахунок семи груп показників.

Перша група показників – первісна оцінка позичальника. Друга група показників – коефіцієнти платоспроможності.

У третю групу показників входять наступні коефіцієнти фінансової стійкості. До четвертої групи показників відносяться коефіцієнти, що характеризують ділову активність позичальника. П'ята група показників – це коефіцієнти, що характеризують рентабельність підприємства. До шостої групи показників відносяться коефіцієнти надійності підприємства. Сьома група показників – аналіз грошових потоків позичальника.

Віднесення позичальника до того або іншого класу кредитоспроможності при моделюванні навчальної множини буде здійснюватися відповідно до комплексно-рейтингової методики. Тобто буде визначатися інтегральний показник фінансового стану клієнта банку, що розраховується на підставі приведених вище коефіцієнтів, їхніх вагових значень і значимості аналітичних груп. Так само буде врахований ризик зміни законодавчої бази.

Для кожного аналізованого підприємства вхідний вектор матимите розмірність [1 × 25]. Тобто розроблювана нейромережева структура буде мати 25 входів. На виході мережі необхідно одержати так само вектор $\overline{Y}$, який характеризує, до якого класу фінансової надійності належить позичальник.

Розмірність вихідного вектора складає [1 × 5]. Тобто нейромережева модель буде мати 5 виходів, при цьому кожен елемент вектора буде характеризувати приналежність позичальника до того чи іншого класу кредитоспроможності.

У якості структури моделі оцінки кредитного ризику пропонується вибрати трьохшарову повнозв'язну мережу зворотного поширення.

Для того, щоб багатошарова нейронна мережа реалізовувала заданою навчальною послідовністю відображення, вона повинна мати достатнє число нейронів у схованих шарах. В даний час немає формул для точного визначення необхідного числа нейронів у мережі по заданій навчальній послідовності.

Представимо структуру застосовуваної нейромережі на рисунку 1.

Побудуємо тришарову повнозв'язну модель нейронної мережі зворотного поширення за допомогою ППП MatLab.

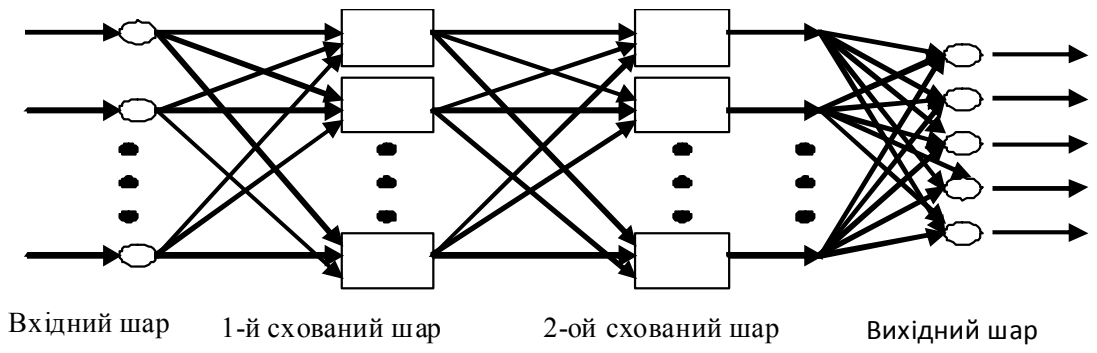


Рисунок 1. Структура застосовуваної повнозв'язкової нейронної мережі зворотного поширення

Для складання навчальної множини було проаналізовано близько ста п'ятдесятьох ситуацій, що характеризують ситуації можливого відкриття кредитних ліній. При цьому навчальна послідовність будувалася в такий спосіб. Необхідні дані з балансу і форм фінансової звітності підприємств (див. додаток Б) вносилися в розроблену аналітичну модель, за допомогою якої оцінювався клас фінансової надійності позичальника – юридичної особи. Вхідні і вихідні дані для аналітичної моделі по одному підприємству-позичальнику являли собою елемент навчальної послідовності для нейронної мережі. Таким чином, для навчальної вибірки розмірністю 90 були необхідні дані про фінансову надійність 90 підприємств. Діапазон зміни значень знаходився в інтервалі [0; 14596700].

Дані були попередньо масштабовані і тепер знаходяться в діапазоні [0;1].

Перший ряд експериментів присвячений вибору оптимальної кількості нейронів у схованих шарах. У якості критерія оцінки розглядалась помилка навчання нейронної мережі. На початку досліджень кількість нейронів у схованих шарах бралась рівним 14, а в вихідному шарі – 1. Активаційна функція в цих шарах – логістична, що змінюється в області значень від 0 до 1 (див. рис. 2).

Вихідні значення для навчальної послідовності визначались одним числом: для класу кредитоспроможності А – 0; для класу Б – 0,25; для класу В – 0,5; для класу Г – 0,75 і для класу Д – 1. Експеримент проводився на навчальній послідовності, що складається з 90 векторів.

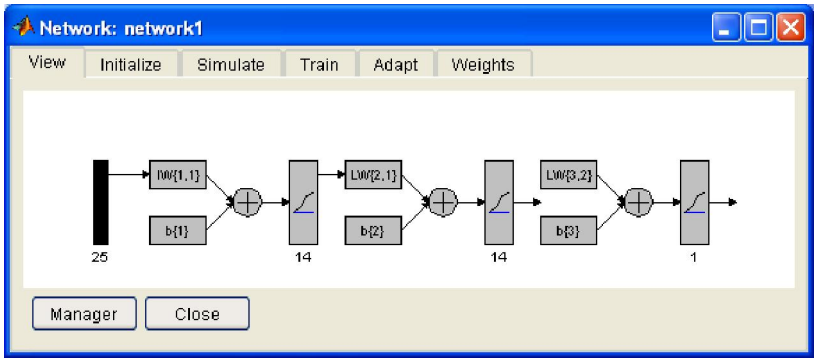


Рисунок 2. Модель тришарової нейронної мережі з 14 нейронами в схованих шарах і логістичною функцією активації

Навчання мережі зупиняється на 2501 циклі, при цьому помилка навчання досягає значення 0,00019 та практично не зменшується (рис 3). Мережа вважається навченою в тому випадку, коли досягається мінімальний градієнт. У наступному експерименті з кроком 4 збільшуємо кількість нейронів у схованих шарах до 18. Експеримент проводився на навчальній послідовності розміром [25 × 90]. Мережа навчалася за 2851 цикл, і помилка навчання прийняла значення 0,000071.

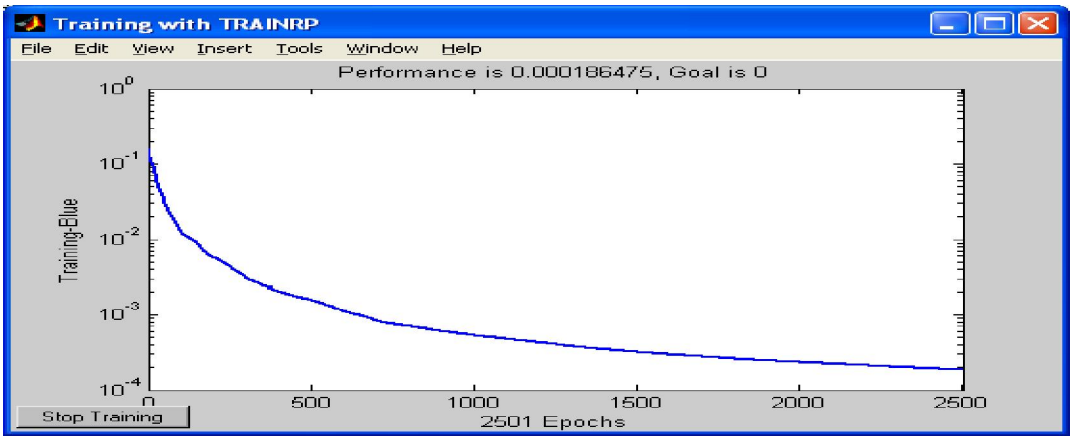


Рисунок 3. Динамічна зміна критерію помилки при навчанні нейронної мережі на структурі з 14 нейронами в схованих шарах

У третьому експерименті ще збільшили кількість нейронів у схованих шарах до 22 (крок 4 нейрони) і проводили навчання нейронної мережі на тій же навчальній послідовності. Навчання мережі зупинилося на 5356 циклі, при цьому помилка навчання прийняла значення близьке до нуля, тобто 7,819e-007.

Далі проводилися експерименти з вибору найкращої активаційної функції. Навчання нейронної мережі проводилося на навчальній послідовності розміром [25×90]. Перевірка проводилася на контрольному наборі, що складається з 50 векторів-підприємств.

При визначенні класу кредитоспроможності нейронною мережею використовувані для визначення рейтингу позичальника значення класів (1; 2; 3; 4; 5) являють собою математичні очікування класів фінансової надійності. Мережа працює з якоюсь погрішністю, тому значення, що моделюються нею, будуть відхилятися від бажаних.

Було розглянуто кілька функцій активації, але найкращій результат дала модель, що будувалася із застосуванням логістичної функції активації з кількістю нейронів у схованих шарах – 22.

Після проведення навчання нейронної мережі була узята перевірочна послідовність, що складалася з 50 векторів-підприємств, і на її підставі промодельована наступна ситуація. Результат моделювання з урахуванням збільшеної потужності вихідного шару представлений на рисунку 4.

З рисунку 4 видно, що збіги модельованих і бажаних значень оцінки кредитного ризику спостерігаються в 30 випадках з 50.

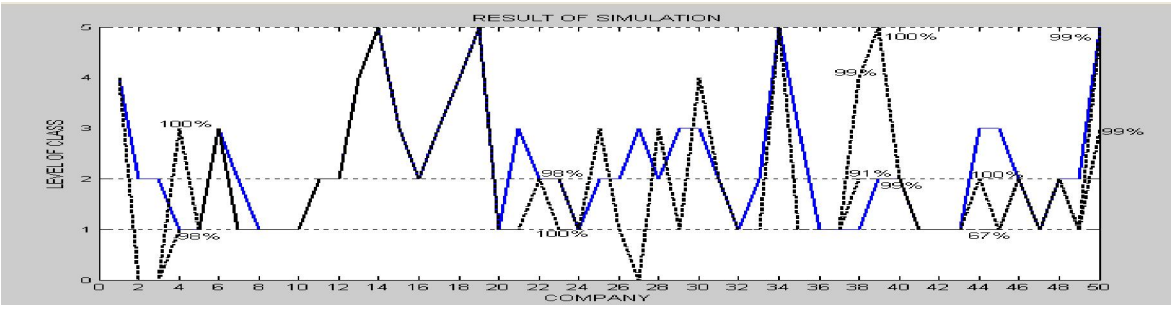


Рисунок 4. Результат моделювання з урахуванням збільшеної потужності вихідного шару: (——) – бажані результати моделювання,

(·····) – результати моделювання нейронної мережі, (%) – імовірність розпізнавання класів кредитоспроможності

Суцільною лінією представлене значення змінної, що зберігає значення бажаних результатів моделювання, пунктирною – значення, модельовані нейронною мережею. Відсотки позначають імовірність віднесення позичальника до якого-небудь класу.

При моделюванні на нейромережі процесу оцінки кредитного ризику з перевірочної послідовності береться по одному її елементові (підприємству) і перевіряється якість розпізнавання класу фінансової надійності мережею. При некоректному розпізнаванні для якогось елемента він додається в навчальну послідовність і проводиться повторне навчання мережі. Результати описаної перевірки представлені на рисунку 5.

Як видно з рисунку 5, відсоток розпізнавання нейронною мережею класів фінансової надійності позичальників при адаптації мережі удалося збільшити до 86 %. Збіги розпізнаних класів з бажаними одержуємо в 43 випадках з 50. Донавчання мережі на некоректно розпізнаних ситуаціях позитивно впливає на якість роботи нейронної мережі в загалі. Таким чином, в процесі експлуатації дану систему можна підстроювати у випадку виникнення помилок прогнозу шляхом включення до навчальної множини даних, на яких система показує невірні результати.

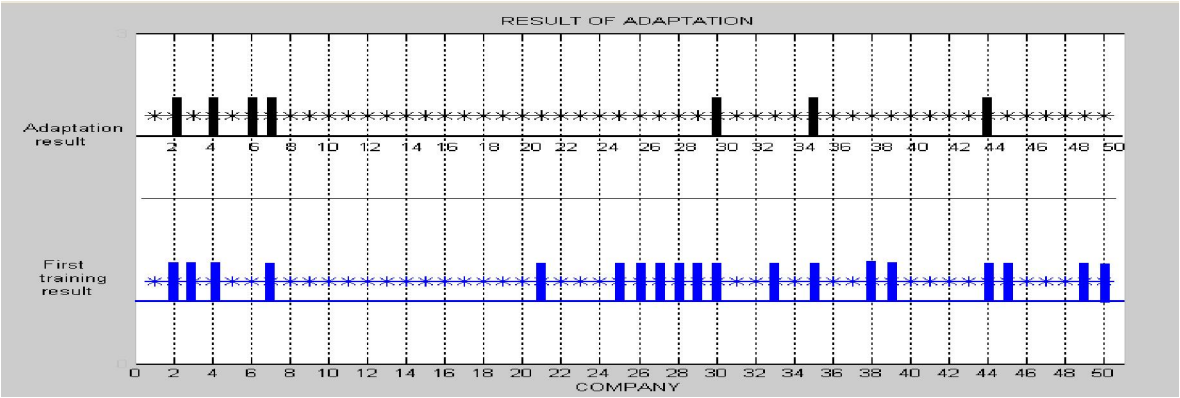


Рисунок 5. Результат адаптації нейромережевої моделі оцінки кредитного ризику: (*) – розпізнаний клас кредитоспроможності, (|) – некоректно розпізнаний клас фінансової надійності

Наведена методика надає більш точні результаті при оцінці кредитоспроможності ніж існуючі традиційні, що дало можливість підготовити ефективну навчальну послідовність й таким чином позитивно уплинути на якість розпізнавання необхідного результату мережею.

Урахування більшої кількості факторів та використання удосконаленої методики оцінки кредитоспроможності при формуванні навчальних послідовностей дозволили в результаті отримати більш ефективну нейромодель оцінки фінансової надійності позичальника.

Література

1. *Дзюблюк О. В.* Організація грошово-кредитних відносин суспільства в умовах ринкового реформування економіки. – К.: Поліграф книга, 2000. – 512 с.

2. Банківські операції: Підручник. – 2-ге вид., випр. і доп./ *А. М. Мороз, М. І. Савлук, М. Ф. Пудовкіна та ін.*; За ред. д-ра екон. наук, проф.. А. М. Мороза. – К.: КНЕУ, 2002. – 476 с.

3. *Павлюк С. М.* Кредитні ризики та управління ними // Фінанси України. – 2003. – №11. – с. 105-111.

4. *Потійко Ю .А.* Аналіз кредитоспроможності підприємств в умовах ринкової економіки // Фінанси України. – 2001. – №1. – с. 118-123.

В статье рассмотрена возможность применения нейросетевых технологий для определения класса кредитоспособности заемщика.

НЕЙРОСЕТЬ, КРЕДИТОВАНИЕ, РИСК, КЛАСС ЗАЕМЩИКА.

The paper considers the problem of neural network for a bank.

NEURAL NETWORK, CREDIT, RISK, CLASS.

Коломыйцев О. А.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВОГО ВРЕМЕННОГО РЯДА С ПОМОЩЬЮ КОМИТЕТА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В статье рассматривается проблема прогнозирования финансового временного ряда с помощью совместной работы нескольких нейронных сетей, рассматриваются основные принципы формирования и использования комитета нейронных сетей, оценивается эффективность данного подхода по сравнению с использованием одной нейронной сети.

Ключевые слова: ФИНАНСОВЫЙ ВРЕМЕННОЙ РЯД, КОМИТЕТ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ, КОЛЛЕКТИВНОЕ ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ, КРИТЕРИЙ ОТБОРА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В КОМИТЕТ, ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНАЯ СПОСОБНОСТЬ.

Проблема прогнозирования финансовых временных рядов является актуальной. Для ее решения могут применяться различные подходы. Од-

ним из наиболее эффективных является использование нейронных сетей. Перспективным направлением применения нейронных сетей для решения задачи прогнозирования временного ряда является совместное использование нескольких нейронных сетей для коллективного принятия решений. Использование такого подхода обусловлено возрастанием предсказательной способностью комитета по сравнению с предсказательной способностью отдельных нейронных сетей, входящих в его состав. В статье рассматривается процедура осуществления прогноза временного ряда вышеописанным способом.

Целью данного исследования является прогнозирование направления движения цены финансового временного ряда на один шаг вперед. Для достижения поставленной цели будут использоваться несколько нейронных сетей, объединенных в комитет с коллективным принятием решений. В связи с этим необходимо решить следующий ряд задач: 1. Получить набор обученных нейронных сетей, из которых будет производиться отбор в комитет. 2. Сформировать критерий для отбора нейронных сетей в комитет. 3. Определить способ принятия коллективных решений в комитете. 4. Осуществить прогноз временного ряда с помощью комитета нейронных сетей. 5. Проанализировать предсказательную способность комитета по сравнению с отдельными нейронными сетями.

Вопросу применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов было уделено большое внимание. Данный подход в своих работах развивали Бэстенс Д.-Э. «Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях» [1], А.А. Ежов, С.А. Шумский «Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе» [2], Ширяев Владимир Иванович «Модели финансовых рынков. Нейросетевые методы в анализе финансовых рынков» [3] и другие.

Однако данная область является не до конца исследованной, поэтому есть возможность изучения вопроса прогнозирования финансовых временных рядов с помощью нейросетевого подхода с целью получения новых результатов и усовершенствования уже имеющихся методик.

Для проведения исследования были выбраны данные по фьючерсным контрактам на Австралийский доллар *AD* за период 12 лет с 13/01/1987 по 14/06/1999. Данные взяты на сайте компании Turtle Trade Company [4].

Процедуру прогнозирования временного ряда с помощью нейронных сетей, можно представить в виде следующей концептуальной схемы (рисунок 1).

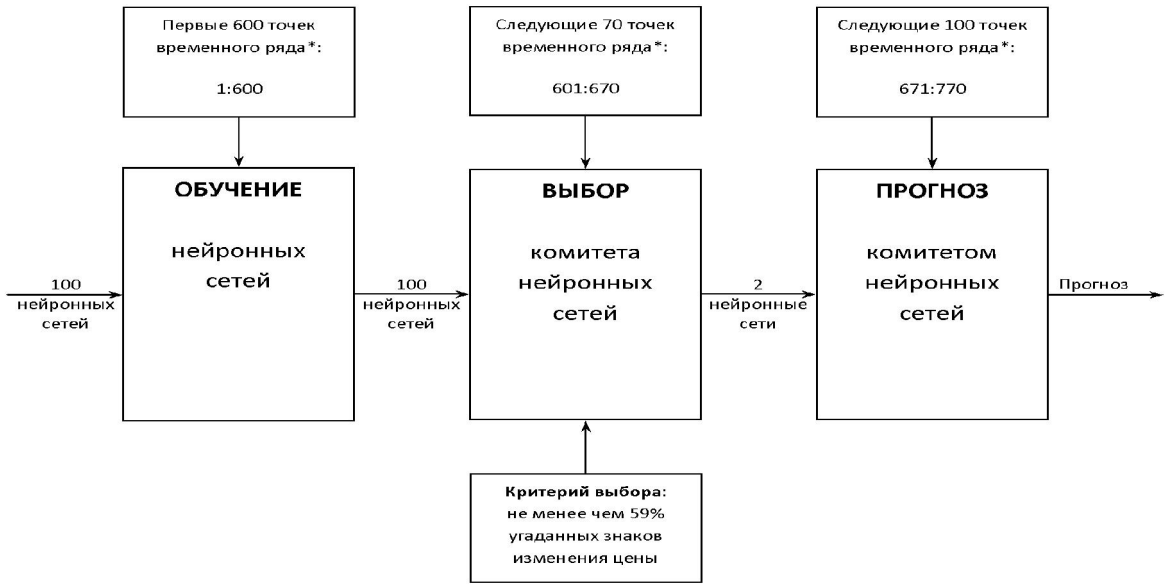


Рисунок 1 – Концептуальная схема прогнозирования временного ряда с помощью комитета нейронных сетей

Как видно из рисунка 1 концептуальная схема прогнозирования временного ряда с помощью комитета нейронных сетей состоит из трех основных этапов: 1. Обучение множества нейронных сетей. 2. Выбор из обученного множества нейронных сетей членов комитета по определенному критерию. 3. Осуществление прогноза с помощью отобранного комитета нейронных сетей. В данном случае для всего процесса используется временной ряд длиной в 770 точек данных. Для каждого этапа используется свой отрезок временного ряда: 1. Для обучения нейронных сетей используются первые 600 точек временного ряда. 2. Выбор членов комитета из обученного множества нейронных сетей осуществляется на основе анализа их способности к прогнозированию на следующих 70 точек данных вре-

менного ряда. В комитет выбираются нейронные сети со способностью правильно прогнозировать направление движения цены, равной 59%. 3. Прогноз с помощью сформированного комитета нейронных сетей осуществляется на следующих 100 точках данных временного ряда.

На рисунке 2 представлена структура нейронных сетей, используемых для прогнозирования временного ряда.

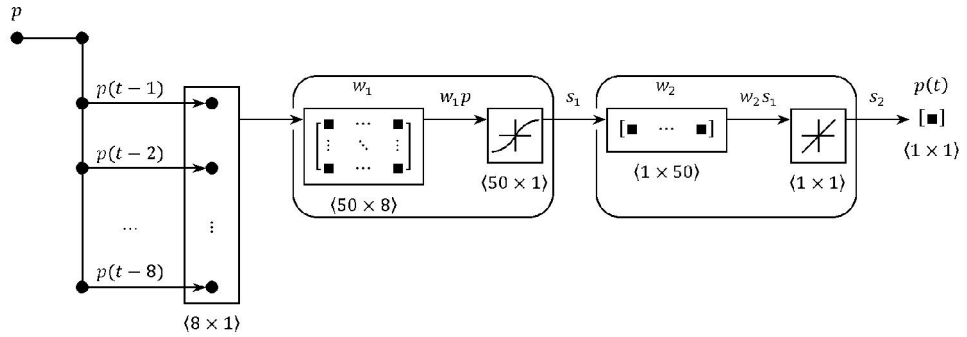


Рисунок 2 – Структура нейронной сети, входящей в состав комитета, используемого для прогнозирования временного ряда

В качестве начального метода прогнозирования временного ряда целесообразно выбрать самый простой случай осуществления прогноза – одношаговый прогноз. Прогноз осуществляется по 8 предыдущим значениям временного ряда. Размер входной матрицы для обучения нейронных сетей с учетом глубины погружения 8 и длины обучающего множества 600 точек данных будет равняться (8x592). Размер выходной матрицы будет равняться соответственно (1x592).

В работе [2] утверждается, что задача прогнозирования временных рядов отличается от задачи аппроксимации функции, тем, что в первом случае нас в большей степени интересует правильно угаданное направление изменения цен, чем среднеквадратическое отклонение. Нейронная сеть, которая правильно угадывает направление изменения цены, будет более эффективна, чем та у которой меньше среднеквадратическая ошибка, при прочих равных условиях. В связи с этим в качестве критерия ошибки обучения был выбран коэффициент правильно угаданных направлений изменения цены. Общая формула вычисления коэффициентов на разных периодах усреднения выглядит так:

$$\overline{V}_{t_k}^{k} = \frac{1}{k} * \sum_{i=1}^{k} s_i, \begin{cases} k = \overline{1:N}, \\ t_k = [t_0; t_0 + k - 1] \end{cases}, \quad (1)$$

где $\overline{V}$ – коэффициент правильно угаданных знаков изменения цены; k – период усреднения, изменяется от 1 до N; N – максимальный период усреднения; t_k – номера наблюдений, взятые для усреднения; s_i – вычисляется по формуле:

$$s_i = \begin{cases} 1, \delta\left(y_i^{факт}\right) = \delta\left(y_i^{прогноз}\right) \\ 0, \delta\left(y_i^{факт}\right) \neq \delta\left(y_i^{прогноз}\right) \end{cases}, i = \overline{1:N}, \quad (2)$$

s_i - равно 1 если знак угадан, равно 0 иначе $\delta(x)$ – функция определения знака, вычисляется по формуле:

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ -1, x < 0 \end{cases}. \quad (3)$$

Необходимо отметить, что в формуле 2 $y_i^{факт}$ и $y_i^{прогноз}$ - это значения логарифмических приращений, которые и позволяет по их знаку определить направление изменения цены. Для определения знака изменения цены, необходимо использовать именно приращения, абсолютные или логарифмические, а не обыкновенные значения временного ряда. Логарифмические приращения более предпочтительны, чем абсолютные, по причинам, которые упоминается в книге [2].

Таким образом, для вычисления коэффициента изменения цены необходимо задать два параметра: максимальный период усреднения N и начальную точку временного ряда из диапазона который используется для усреднения: t_0. В случае обучения нейронной сети мы имеем $N = 592$ и $t_0 = 9$:

$$\overline{V}_{t_k}^{k} = \frac{1}{k} * \sum_{i=1}^{k} s_i, \begin{cases} k = \overline{1:592}, \\ t_k = [9; 9 + k - 1] \end{cases}. \quad (4)$$

Ввиду того, что начальные веса нейронной сети на этапе инициализации каждый раз присваиваются случайным образом, невозможно получить в результате обучения на одном и том же множестве две нейронные сети с одинаковыми весами. Поэтому, не смотря на то, что две сети, обученные на одном и том же множестве, будут показывать приблизительно одинаковую результативность предсказания, они будут являться разными сетями, и, следовательно, на новых данных будут вести себя по-разному.

Если учесть, что вероятность того, что обучающее множество будет содержать все возможные ситуации, очень мала, то представляется необходимым в этом случае прибегнуть к следующему приему: обучить не одну сеть, а несколько, после чего протестировать полученные нейронные сети на новых данных и выяснить, какие из них наиболее пригодны для прогнозирования.

В нашем случае для целей исследования были обучены 100 нейронных сетей на одном и том же обучающем множестве, состоящем из 600 начальных точек прологарифмированного временного ряда. Коэффициенты правильно угаданных знаков изменения цены для этих нейронных сетей лежат в диапазоне $[0{,}8986; 0{,}9679]$. Причиной такого разброса значений коэффициента правильно угаданных знаков являются разные начальные веса, присвоенные случайным образом на этапе инициализации, ввиду чего из ста нейронных сетей нет двух с одинаковыми весовыми коэффициентами (рис. 3).

Как мы видим на данных, которые нейронные сети непосредственно «видели» во время обучения предсказательная способность составляет 90-97% правильно угаданных знаков изменения цены (см. рисунок 3).

Рассмотрим поведение нейронных сетей на данных, которые они не видели во время обучения. Для этого проверим их предсказательную способность на следующих 70 точках прологарифмированного временного ряда.

Динамика изменения коэффициента правильно угаданных знаков для каждой нейронной сети на множестве, отличном от обучающего, представлена на рисунке 4. В конечном итоге при периоде усреднения равном

длине множества, т.е. 70 точкам, коэффициенты правильно угаданных знаков всех 100 нейронных сетей лежат в диапазоне $[0,3571; 0,6143]$.

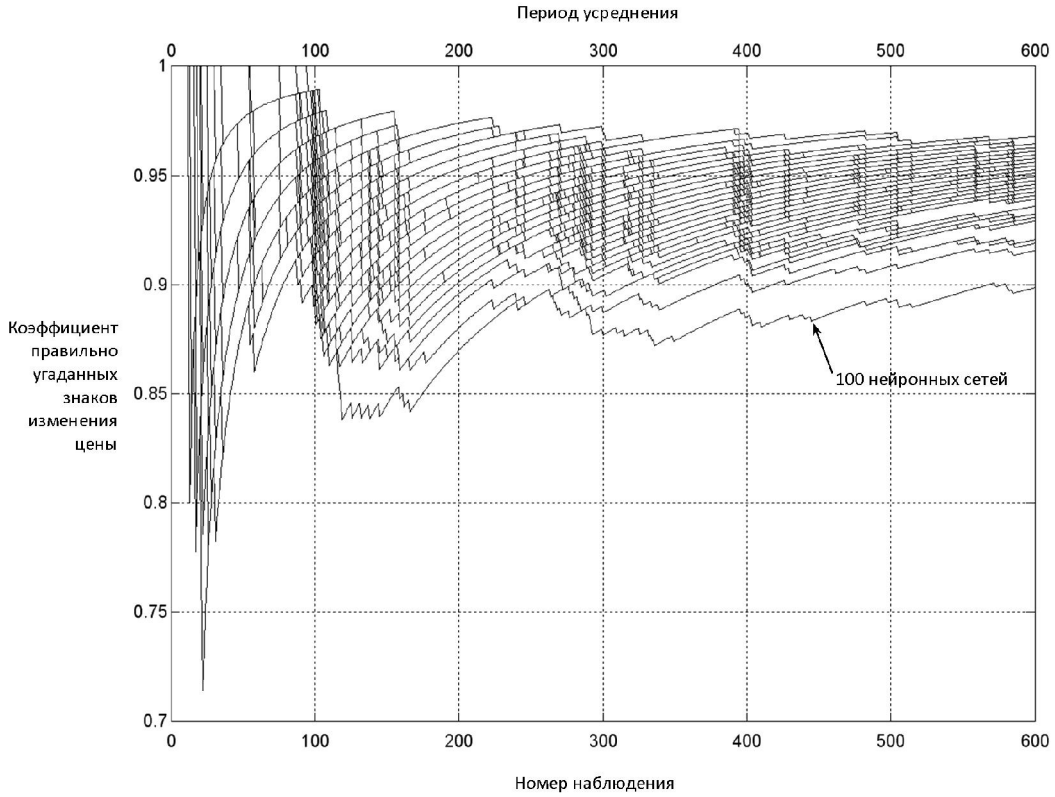


Рисунок 3 – Динамика изменения коэффициентов правильно угаданных знаков изменения цены для 100 нейронных сетей на обучающем множестве

Теперь мы наглядно видим, как изменилась предсказательная способность группы нейронных сетей, состоящей из 100 единиц, на множестве, которое эти сети «видели» во время обучения, и на множестве, которое им не предъявлялось во время обучения. В первом случае нейронные сети демонстрировали предсказательную способность в диапазоне $[0,8986; 0,9679]$. Во втором случае этот диапазон сузился до $[0,3571; 0,6143]$ (рисунок 4).

Теперь задача состоит в том, чтобы отобрать нейронные сети с наибольшей предсказательной способностью. Другими словами, множество точек прологарифмированного временного ряда с 9 по 600 использовалось для обучения нейронных сетей, а множество точек с 601 по 670 – для выбора нейронных сетей с наибольшей предсказательной способность,

которые в дальнейшем будут использоваться для прогнозирования будущих значений временного ряда.

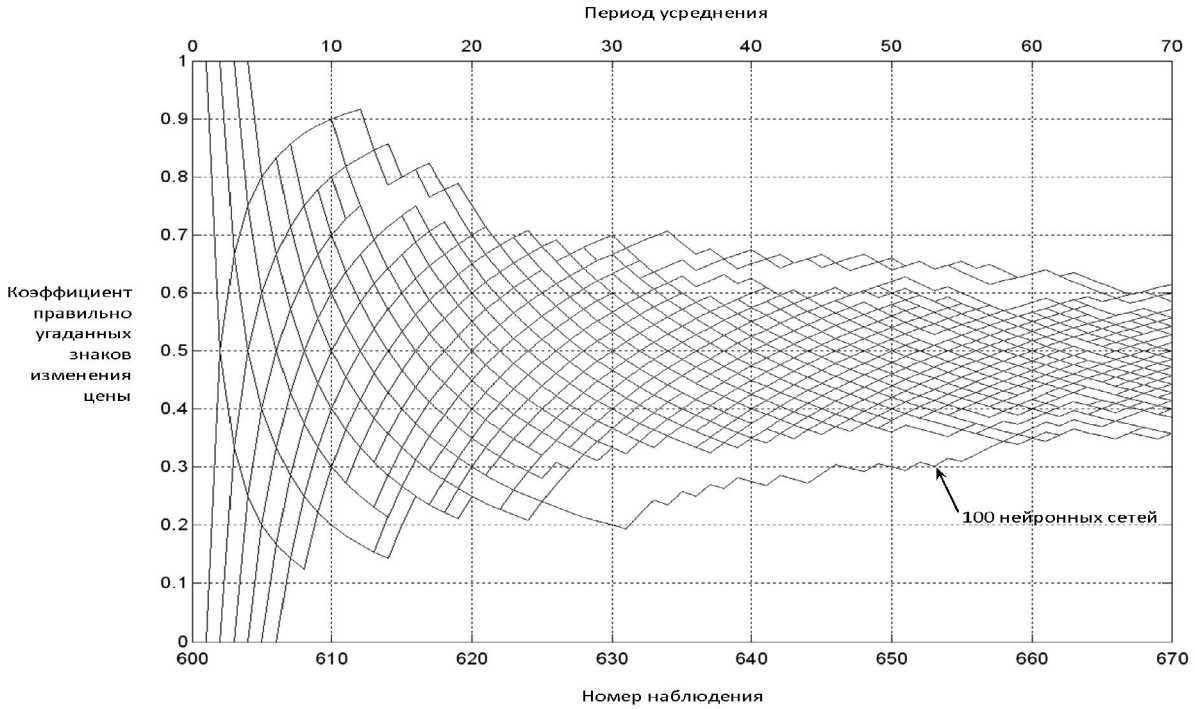


Рисунок 4 – Динамика изменения коэффициентов правильно угаданных знаков изменения цены для 100 нейронных сетей на множестве, отличном от обучающего

Для визуальной оценки предсказательной способности нейронных сетей воспользуемся «наивным» прогнозом как индикатором. Наивный прогноз заключается в том, что прогнозирование строиться по методу «завтра будет также как и сегодня». Это тоже является видом прогноза на один шаг вперед, для которого не надо применять никаких вычислений, а достаточно только знать текущее значение показателя, чтобы предсказать следующее. На рисунке 5 изображен предыдущий график с наложением на него «наивного» прогноза.

Теперь визуально видно, какие нейронные сети обеспечивают предсказательную способность выше, чем наивный прогноз, а какие ниже.

Далее представляется целесообразным определить состав комитета нейронных сетей, который будет использоваться для дальнейшего прогнозирования. В комитет будут включены сети, обеспечивающие прогнозирующую способность выше, чем у наивного прогноза. Однако для выбора

нейронных сетей, которые будут включены в комитет характерно следующее свойство, найденное эмпирическим путем, но не противоречащее здравому смыслу: чем выше предсказательная способность сетей в комитете, тем выше предсказательная способность самого комитета.

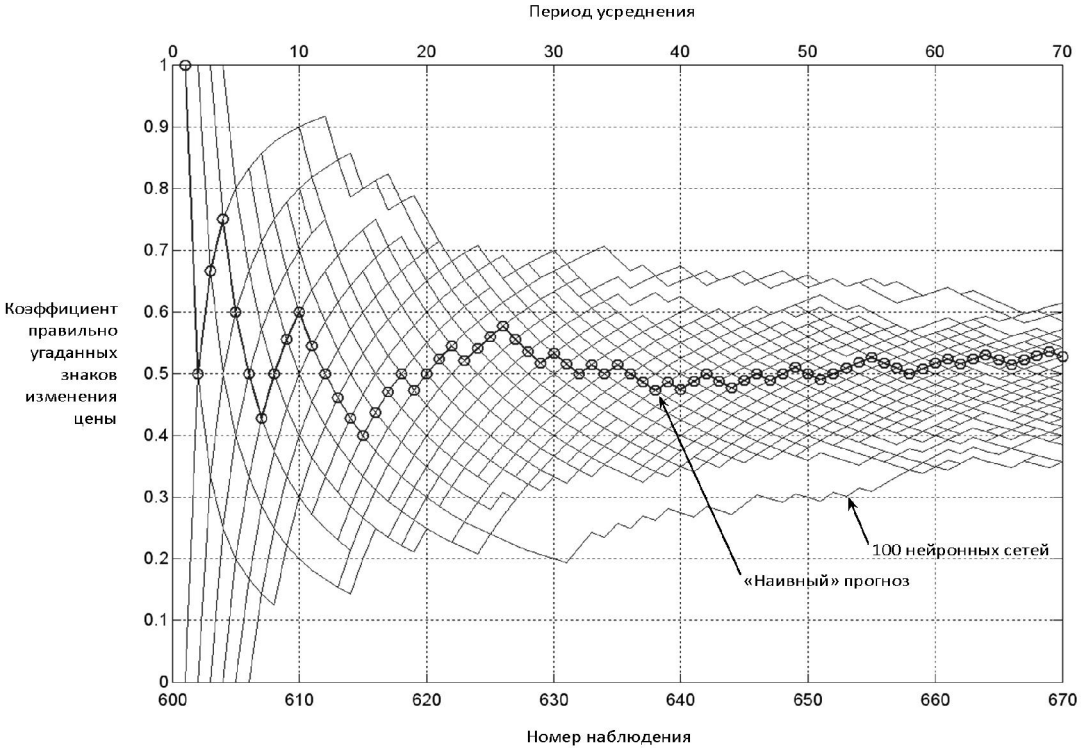


Рисунок 5 – Динамика изменения коэффициентов правильно угаданных знаков изменения цены для 100 нейронных сетей и для «наивного» прогноза на множестве, отличном от обучающего

Предсказательная способность «наивного» прогноза составляет 52% правильно угаданных знаков. Из 100 нейронных сетей 18 обладают предсказательной способностью не менее чем у «наивного» прогноза и являются потенциальными членами комитета. Однако на практике можно убедиться, что такой комитет будет иметь предсказательную способность меньше, чем комитет, члены которого имеют предсказательную способность не менее чем на 7% выше «наивного» прогноза. В первом случае мы имеем 18 нейронных сетей с предсказательной способностью не менее чем 52%. Во втором случае мы имеем 2 нейронные сети с предсказательной способностью не менее чем 59%. Во втором случае предсказательная способность комитета будет выше, чем в первом. 59% правильно угаданных знаков является максимально допустимым критерием для выбора нейрон-

ных сетей для членства в комитете, т.к. обеспечивает минимально возможное число участников комитет равное двум. Если в качестве критерия выбора брать значение более 59% правильно угаданных знаков, то мы не получаем минимально возможное число участников комитет, а получаем всего лишь одну нейронную сеть, удовлетворяющую этому критерию.

Опытным путем можно увидеть, что комитет, состоящий из одной нейронной сети с высокой предсказательной способностью (61%), будет менее эффективен, чем комитет из двух нейронных сетей с предсказательной способностью не менее чем 59% правильно угаданных знаков изменений цены. Т.к. в случае одной сети отсутствует фактор коллективно принимаемого решения.

С помощью сформированного комитета нейронных сетей можно приступать к прогнозированию значений временного ряда. Для прогноза будем использовать следующие 100 значений прологарифмированного временного ряда с 671 по 770 (рисунок 6).

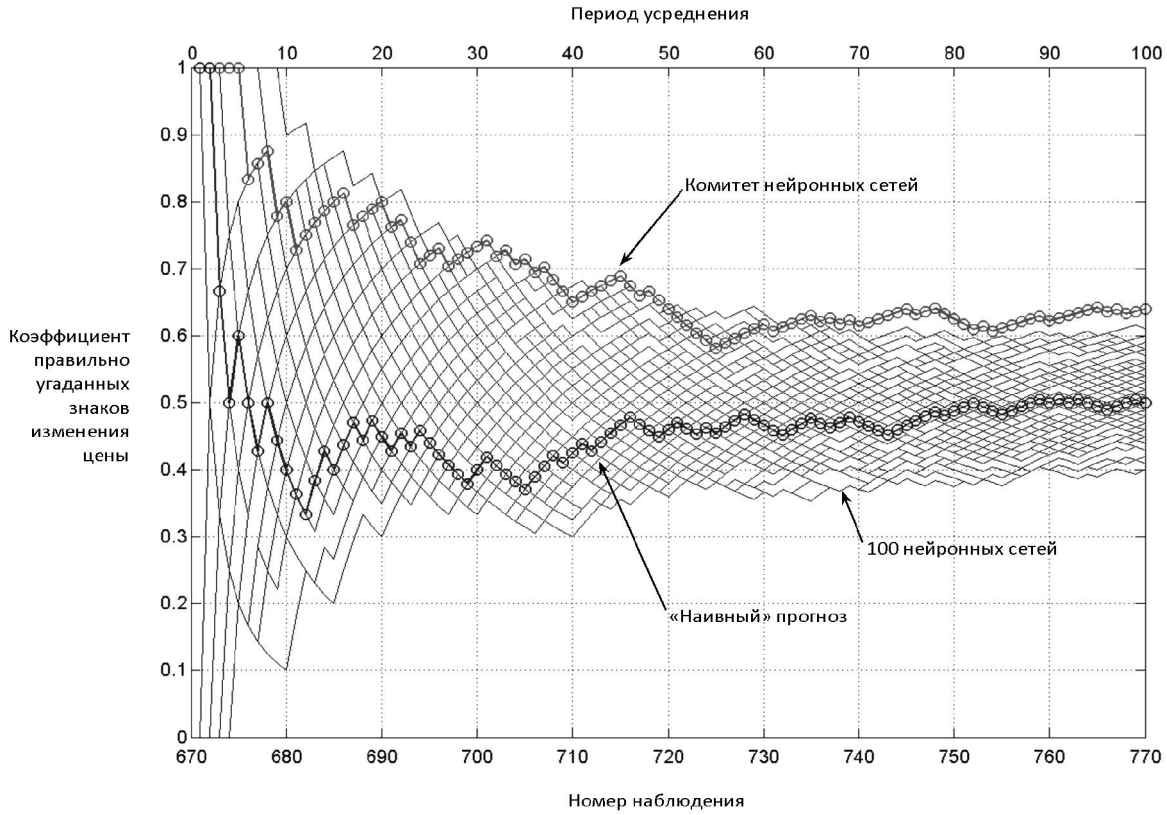


Рисунок 7 – Динамика изменения коэффициентов правильно угаданных знаков изменения цены для комитета нейронных сетей, «наивного» прогноза и для 100 нейронных сетей

Предсказательная способность комитета нейронных сетей намного эффективнее предсказательной способности «наивного» прогноза и отдельных нейронных сетей, т.к. в целом коэффициент правильно угаданных знаков изменения цены для комитета не опускается ниже отметки $[0{,}5818]$.

Поясним принцип работы комитета нейронных сетей. Решение в комитете принимается большинством. Если большинство нейронных сетей в комитете прогнозируют движение цены вверх, то комитет на выходе выдает сигнал, о том, что цена пойдет вверх. Если большинство нейронных сетей в комитете прогнозируют движение цены вниз, то комитет на выходе выдает сигнал, о том, что цена пойдет вниз.

Несложно подсчитать, что 87% точек данных прогнозируемого временного ряда использовались для технических задач, связанных с формированием математической модели, с помощью которой будет осуществляться прогноз, 13% точек данных остального временного ряда использовались для осуществления прогноза. В результате, при периоде прогнозирования равном 20 точкам временного ряда комитет правильно предсказал около 80% знаков изменений цены. При периоде прогнозирования равном 35 точкам – 70%. И наконец, если взять весь период прогнозирования равный 100 точкам, то комитет правильно угадывает 64% знаков изменения цены. Таким образом, был получен прогноз исследуемого финансового временного ряда с помощью комитета нейронных сетей.

Литература

1. *Бэстенс Д.-Э.* Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях / Бэстенс Д.-Э., ван ден Берг В.-М., Вуд Д.; — М. : ТВП, 1997. — 236 с.

2. *А. А. Ежов, С. А. Шумский.* Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский. — М. : — 1998г.

3. *Ширяев В. И.* Модели финансовых рынков. Нейросетевые методы в анализе финансовых рынков: учеб. пособие для студ. вузов, обучающихся по спец. "Математические методы в экономике" и др. экон. спец. и по направлению и спец. "Прикладная математика". — М. : URSS. КомКнига, 2007. — 221с. — Библиогр.: с. 193-196.

4. Free Historical Futures Data // Turtle Trade Company – Режим доступа: http://www.turtletrader.com/hpd.html.

У статті розглядається проблема прогнозування фінансового часового ряду за допомогою спільної роботи декількох нейронних мереж, розглядаються основні принципи формування і використання комітету нейронних мереж, оцінюється ефективність даного підходу в порівнянні з використанням однієї нейронної мережі.

ФІНАНСОВИЙ ЧАСОВИЙ РЯД, КОМІТЕТ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, КОЛЕКТИВНЕ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, КРИТЕРІЙ ВІДБОРУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДО КОМІТЕТУ, ПЕРЕДБАЧУВАЛЬНА ЗДАТНІСТЬ.

The paper addresses the problem of forecasting financial time series through the joint work of several neural networks, the basic principles of formation and use committee of neural networks, assesses the effectiveness of this approach compared to using a single neural network.

FINANCIAL TIME SERIES, A COMMITTEE OF NEURAL NETWORKS, COLLECTIVE DECISION-MAKING, CRITERION FOR THE SELECTION OF NEURAL NETWORKS IN THE COMMITTEE, PREDICTIVE ABILITY.

Левицкий С. И., Ткач Л. В., Фрунзе И. А.

СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ЛОГИСТИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ МЕТАЛЛОТРЕЙДЕРА

В статье рассмотрена процедура проектирования и формализации системы поддержки принятия решений металотрейдингового предприятия в рамках концепции синтеза логистической системы объекта управления.

Ключевые слова: СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ, ЛОГИСТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА, ИНФОРМАЦИЯ, ДАННЫЕ.

Системы поддержки принятия решений, СППР (decision support systems – DSS), все шире используются в государственных и в коммерческих структурах в целях оптимизации и повышения эффективности бизнес-процессов учреждения или предприятия. Практика использования

СППР доказывает, что без специальных соответствующих приложений невозможна оперативная и адекватная информационная поддержка принятия решений в процессе функционирования предприятия.

Сравнительно однородное предложение и низкий уровень варьирования ценовой политикой на рынке металла предполагает поиск новых возможностей повышения эффективности деятельности металлотрейдинговых предприятий. В управлении деятельностью металлотрейдера наиболее острыми являются проблемы консолидации управленческой и финансовой отчетности в детализации по подразделениям, проектам и другим аналитическим измерениям, расчет ключевых показателей эффективности (KPI), проблемным является построение адекватной системы бюджетного управления и финансового анализа предприятия, оперативный анализ данных о финансово-хозяйственной деятельности металлотрейдингового предприятия. Данные проблемы являются результатом специфики исследуемого рынка, а именно, ярко выраженной клиентоориентированности, широкому ассортименту и сортаменту продукции, оперативности поставок, являющейся одним из основных факторов успешности металлотрейдингового предприятия, географической разрозненности подразделений. Отсюда, рынок металла является наиболее возможным потенциальным потребителем современных систем поддержки принятия решений, систем, предоставляющих бизнес-пользователю единую точку входа в информационное пространство предприятия, учитывающих возможности масштабирования при росте и изменении структуры бизнеса предприятия, что для металлотрейдеров в современных условиях их функционирования является чрезвычайно актуальным.

Оптимизация процессов принятия решений является, поэтому, одним из решающих факторов обеспечения максимально возможного уровня долгосрочной конкурентоспособности металлотрейдингового предприятия.

Целью данной статьи является проектирование и формализация СППР металотрейдингового предприятия в рамках концепции синтеза логистической системы исследуемого объекта управления.

Вопросам моделирования процессов принятия управленческих решений относительно повышения эффективности реализации предприятиями своей продукции посвящены работы В.Н.Андриенко, В.Н.Буркова, В.Я.Забродского, Т.С.Клебановой, К.Ф.Ковальчука, Н.Н.Лепы, Ю.Г.Лысенко, А.И.Пушкаря, Т.Саати, Л.Н.Сергеевой, В.П.Стасюка, В.Е.Николайчука, А.И.Семененко и других.

Для успешного осуществления информационной поддержки должны решаться задачи координации с адекватными аналитическими характеристиками и с использованием базовых информационных технологий. На данном уровне исследования вводится предположение об оптимальности информационного обеспечения металлоторгового предприятия, поэтому в данной работе акцент ставится именно на синтез информационной системы, без исследования ее функциональных элементов.

СППР в рамках логистической системы металлотрейдера должны обладать следующими свойствами:

– обеспечение интеграции разрозненных информационных ресурсов, использующих большой спектр программно-аппаратных платформ, для обеспечения лиц, принимающих решения, достоверной и полной информацией;

– обеспечение обоснованности предлагаемых вариантов решений за счет комплексного анализа проблемных ситуаций с помощью адекватных математических и эвристических моделей;

– прогностическая проработка последствий важных решений и визуализация актуальных данных для лиц, принимающих управленческие решения.

В зависимости от периодичности сбора информации, полноты и глубины охвата процессов и явлений, относящихся к сфере координации логистической деятельности подразделений металлотрейдера, целесообразно выделить три вида задач:

– *мониторинговые*, решаемые в оперативном режиме и охватывающие в укрупненном виде весь спектр деятельности торгового предприятия, в рамках как всего спектра функций и процессов, так и в отдельно

взятом элементе - логистики металлотрейдера. В рамках мониторинга осуществляется выявление и идентификация на ранней стадии проблем, требующих более пристального наблюдения и/или решения. Постоянный мониторинг позволяет заблаговременно определять появление проблем в сферах деятельности предприятия;

– *проблемные*, связанные с детальным рассмотрением выявленных с помощью мониторинга или поставленных руководством проблем в деятельности металлотрейдера. Задачи решаются единоразово или в определенном регламентом режиме в течение времени существования проблемы;

– *плановые*, обеспечивающие координационные и контрольные функции. Данная функция предполагает оперативное управление логистическими процессами металлторгового предприятия, а именно, координация деятельности центрального органа управления металлотрейдера и подразделений, таких как региональные подразделения, сеть металлобаз и склады.

Требования к базовым функциональным возможностям задач трех упомянутых выше видов сводятся к следующим.

1. Наличие технологических возможностей аналитической обработки данных в различных разрезах.

2. Наличие средств прогнозирования и выявления тенденций развития предметной области, в данном исследовании, рынка металла.

3. Моделирование как инструмент формирования сценариев развития. Если прогнозирование позволяет получить сценарий развития, исходя из складывающейся обстановки, то моделирование позволяет на информационном уровне вносить возмущения и определять возможные последствия этих возмущений также на информационном, виртуальном уровне.

4. Выбор альтернативного варианта решения при заданной многокритериальной базе принятия решений. Это, как правило, тяжелые вычислительные задачи; поэтому задачу теми или иными способами редуцируют к более простой за счет введения дополнительных условий. Так, специфика деятельности металлотрейдеров предполагает оптимизацию управления с точки зрения таких факторов, как максимально возможная оперативность

выполнения заказов, поставок и оформления, закупка необходимого ассортимента продукции у заводов-производителей, опирающаяся на максимально возможный спрос, при условии финансовой оптимальности данного процесса.

То есть, наличие многокритериальности при управлении данным объектом формирует сложную процедуру процесса принятия решений и, соответственно, сложный комплекс ее реализации. Процедуры выбора решения в данных условиях должны быть не только приемлемо быстрыми, но и обладать свойствами субъективной ориентации, т.е. отражать особенности принятия решений, свойственные конкретному объекту.

5. Возможность оценки рисков при реализации того или иного сценария развития событий. Рынок металла характеризуется достаточно высокой степенью риска недополучения прибыли при недостаточно адекватной системе принятия решений, поэтому оценка рисков является необходимым элементом оптимального управления металлоторговым предприятием.

Основными задачами, которые должна решить СППР логистической системы металлотрейдера, являются следующие:

Аналитические задачи. Обеспечение вычисление заданных показателей и статистических характеристик логистического элемента функционального поля металлотрейдера на основе ретроспективной информации, находящейся в хранилищах данных.

Визуализация данных. представление имеющейся информации в удобном для пользователя графическом и табличном виде.

Получение новых знаний. Определение взаимосвязей и взаимозависимостей бизнес-процессов на основе существующей информации (проверка статистических гипотез, кластеризация, нахождение ассоциаций и временных шаблонов).

Имитационные задачи. Использование математических моделей, описывающих поведение элементов логистической системы трейдера (поставщиков, потребителей, конкурентов и т.д.) в течение заданного периода времени.

Синтез управления. Определение допустимых управляющих воздействий, обеспечивающих достижение заданной цели.

Оптимизационные задачи. Интеграция имитационных, управленческих, оптимизационных и статистических методов моделирования и прогнозирования в рамках синтеза логистической системы металлотрейдера.

Детализирую цели, достижение которых оптимизирует управление логистикой металлоторгового предприятия, можно выделить следующий перечень подзадач, на решение которых должна быть ориентирована СППР: исследование эффективности различных вариантов долгосрочных конкурентных стратегий (по каждой товарной позиции отдельно и в совокупности); анализ возможных последствий альтернативных управленческих решений в рамках управления логистической системой металлоторгового предприятия; диагностика неблагоприятных явлений и прогнозирование возможных осложнений; изучение последствий возможных изменений внешних условий; выработка интуитивных навыков принятия управленческих решений в условиях существенной неопределенности и многофакторности на рынке металла.

Исходя из предложенных принципов, условий и предпосылок проектирования системы принятия решений в рамках синтеза логистической системы металлотрейдера структуру СППР можно представить следующим образом (рис. 1).

Каждый из представленных на рисунке элементов выполняет следующие функции:

1. Информационно-аналитическое хранилище данных:

– организация хранения и обработки объемов данных;
– поддержка истории структур данных и значений данных;
– обеспечение эффективного выполнения аналитических запросов;
– интеграция внутренних и внешних данных;
– агрегирование данных (вычисление сумм, средних показателей).

2. Средства и методы извлечения, обработки и загрузки данных:

– сбор данных из разнородных источников информации (внутренние системы оперативного учета данных, внешние источники);
– согласование, очистка, преобразование данных при загрузке в информационное хранилище;

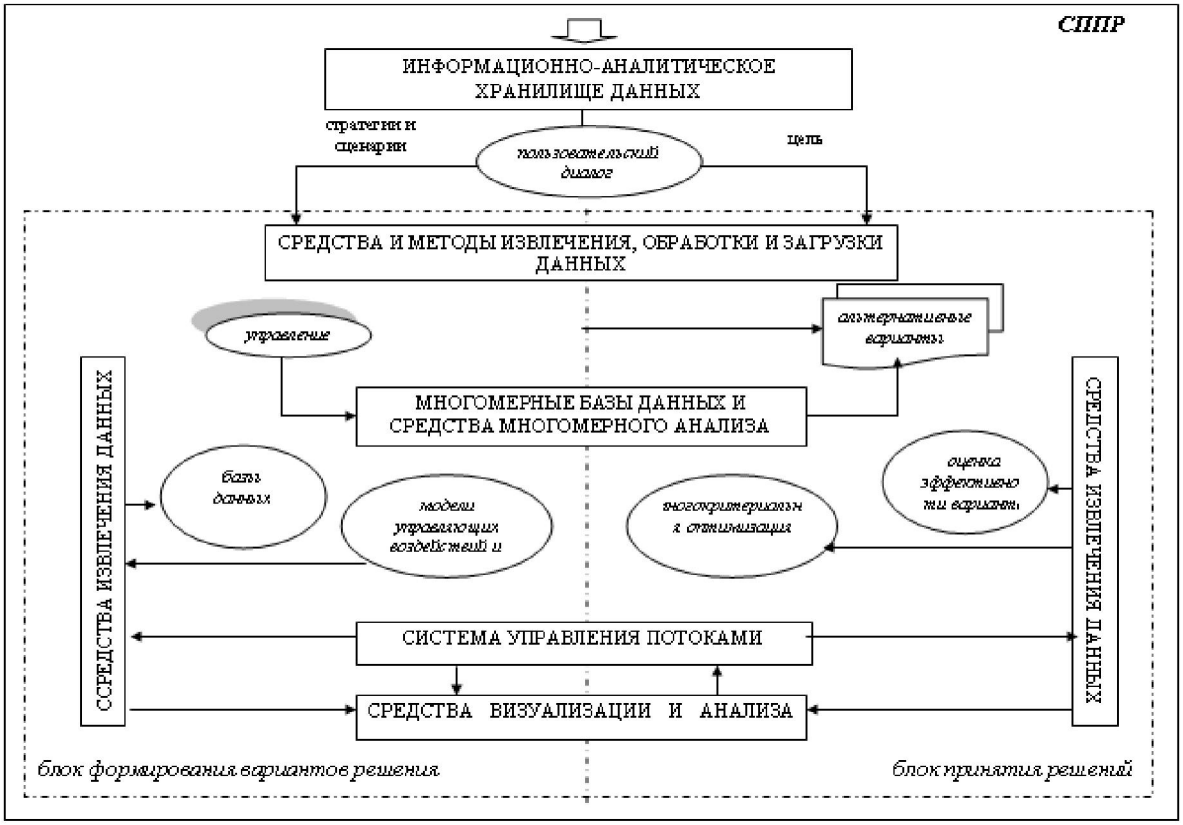


Рисунок 1 - Структура системы поддержки принятия решений в логистическом блоке управления деятельностью металлотрейдера

– интеграция данных из распределенных (в том числе и географически) источников;

– приведение данных к определенным моментам времени для дальнейшего анализа.

3. Многомерные базы данных и средства многомерного анализа:

– предоставление развитых средств манипулирования данными;

– математическая, финансовая, статистическая, логическая обработка данных с помощью встроенных функций;

– возможность аналитической обработки информации из разных источников: файлов, баз данных и программных приложений;

– возможность проследить скрытые зависимости между данными и построить объективную картину информации по различным срезам;

– предоставление данных, необходимых для прогнозирования и планирования пути развития бизнеса, в простой и понятной для бизнес-пользователя форме.

4. Ссредства извлечения данных:

– автоматический поиск новых общих закономерностей на основе имеющихся данных;

– использование методов и алгоритмов статистики, распознавания образов, машинного обучения, искусственного интеллекта;

– выявление тенденций и ассоциативных зависимостей;

– кластеризация и «деревья» решений;

– определение характеристик ненадежного клиента (поставщика);

– определение путей решения проблемы сохранения клиентов;

– определение стратегии продаж.

5. Система управления потоками операций:

– предоставление средств для описания процессов;

– встраивание процессов в приложения;

– отображение процессов и отслеживание их состояния в целом, а также состояния на каждом шаге выполнения процесса;

– информирование пользователей о состоянии процесса;

– организация процесса утверждения документов;

– организация взаимодействия с другими приложениями.

6. Средства визуализации и анализа многомерных данных:

– библиотека функций для создания пользовательских ключевых показателей, характеризующих эффективность коммерческой деятельности предприятия;

– возможность формирования любых произвольных запросов для создания отчетов и диаграмм;

– алгоритмы прогнозирования (в том числе учитывающие «сезонность» изменения данных) поведения бизнес - показателей на основе накопленных ретроспективных данных.

Необходимой в рамках данного исследования является структуризация относительно выделенной цели исследования соответствующей предметной области, объекта данного исследования, с выделением основных элементов, процессов и основных связей, отношений между ними.

Исходя из того, что предметом логистической системы металлотрейдингового предприятия является комплексное управление всеми материальными и нематериальными потоками между территориально распределенными подразделениями и центральным офисом, подразделениями и контрагентами, система поддержки принятия решения при управлении данным объектом должна состоять из системы принятия решения относительно материальных и относительно нематериальных потоков (в данном исследовании – финансовых) между соответствующими элементами (рис. 2).

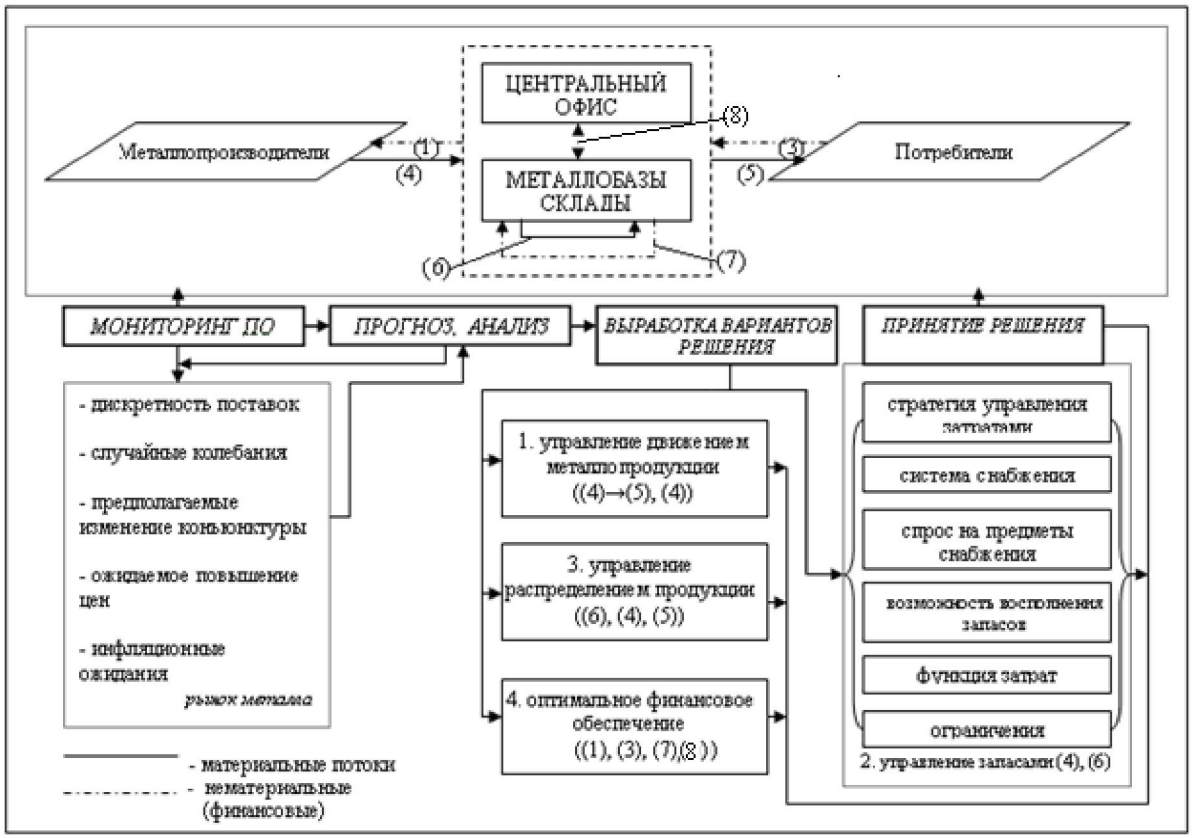


Рисунок 2 - Объектно-ориентированная система процесса принятия решения при управлении логистическими процессами металлотрейдера

На данной схеме выделены следующие аспекты оперативного управления материальными потоками металлоторгового предприятия:

1. Управление движением металлопродукции различных производственно-технологических переделов (чугун, сталь, прокат, трубы, метизы, металлоконструкции и изделия из металла) от пункта их приобретения к предприятиям-потребителям и собственным складам;

2. Управление запасами в ходе реализации закупочно-сбытовой деятельности, в том числе металлосервиса;

3. Управление распределением продукции, т.е. оперативная организация потоков готовой продукции от предприятия к потребителям;

4. Оптимальное финансовое обеспечение логистической системы, распределение прибыли между центральным офисом и подразделениями.

Нематериальные, а именно, финансовые потоки в логистических системах представляют собой направленное противоположно материальным потокам и обслуживающее их движение финансовых ресурсов (денежных средств и ценных бумаг) [1].

Одним из важных конкурентных преимуществ металлоторговой компании является надежность поставок, которая включает в себя поставки продукции точно в срок, в требуемом количестве и без ухудшения качества в процессе транспортировки.

Традиционно металлоторговые компании работают по принципам «поставки со складов» (своих складов, складской сети металлотрейдера) и «поставки со складов производителей» (при наличии предварительных договоренностей с металлопроизоводителями). Пополнение складов продукцией основывается на прогнозных значениях объемов спроса по каждому виду продукции. К необходимости создания запасов приводят такие факторы как [4]:

1. Дискретность поставок;

2. Случайные колебания: а) в спросе за интервал между поставками; б) в объеме поставок; в) в длительности интервалов между поставками;

3. Предполагаемые изменение конъюнктуры: а) сезонность спроса; б) сезонность производства;

4. Инфляционные ожидания;

5.Ожидаемое повышение цен.

Управление запасами заключается в установлении моментов и объемов заказа на восполнение их и распределении вновь прибывшей партии по нижестоящим звеньям системы снабжения. В данном блоке разрабатывается вариант (на определенный период, срок) оптимального объема запаса металлоизделий по всему ассортименту, который бы минимизировал

плату за физическое хранение металла, упущенный доход в результате отсутствия требуемых потребителем изделии на складе (складах), пресекал качественные изменения металла в результате долгого присутствия металлоизделии на складах (где не всегда сохраняются необходимые условия для хранения металла), устаревание продукции.

Разработка СППР в рамках синтеза логистической системы металлотрейдера предусматривает ее использование при оптимизации данного сегмента логистики предприятия с целью минимизации совокупных затрат при условии оптимальности по времени и условиям выполнения заказа, отгрузки потребителю, что является наиболее важным фактором успешности на рассматриваемом рынке в современных условиях функционирования металлоторгового предприятия.

Элементами задачи управления запасами в данной схеме являются данные компоненты [2]: система снабжения; спрос на предметы снабжения; возможность восполнения запасов; функция затрат; ограничения; стратегия управления затратами.

Данная предметная область исследовалась на основе комплекса поддержки принятия решений, которые предусматривает: проведение мониторинга на этапе оценки обстановки и анализа состояния в предметной области, который позволяет выделить главные проблемы и сформировать информационную модель обстановки; прогнозирование и анализ развития обстановки (на 2-м этапе) в целях оценки возможности решения проблемы; выработку вариантов решения (на 3-м этапе), которые обсуждаются и утверждаются лицами, принимающими решения (на 4-м этапе); принятие решения по соответствующему вопросу, выбранного из множества альтернативных решений.

Предложенная на рисунке 2 схема связывает основные материальные и нематериальные потоки между элементами исследуемой предметной области (центральный офис металлотрейдера, сеть металлобаз и складов отдельного трейдера, его партнеров/конкурентов, разрозненных территориально, а также металлопроизводители и конечные для исследуемого предприятия потребители металла), и отдельные подпроцессы системы поддержки принятия решения при управлении логистикой металлотрейдера.

То есть, данная схема предполагает мониторинг рынка металла в целом, с акцентом на отдельных аспектах его функционирования, затем полученные в результате мониторинга данные по объекту исследования подвергаются анализу, экстраполированию на ряд последующих периодов, в зависимости от периода экстраполяции (кратко-, средне- и долгосрочное прогнозирование, различные параметры рынка рассматриваются в различных временных периодах). В результате исследования возможных вариантов развития рынка, а также отдельного металлотрейдера, происходит выработка вариантов решения по соответствующим управленческим вопросам, в данном исследовании, в рамках синтеза логистической системы металлотрейдера. Данная процедура выполняется в четырех основных блоках СППР (см. рис. 2), в каждом из которых рассматриваются все материальные и нематериальные потоки между основными элементами области исследования.

На последнем этапе, в блоке «Принятие решения», по заданной системе критериев происходит отбор окончательных (для данного этапа) вариантов решения по каждому отдельно элементу логистической системы металлотрейдера или по стратегии развития металлоторгового предприятия в целом.

Верифицируем предложенную схему относительно предложенных в начале принципов и задач СППР металлотрейдера. Было заявлено необходимым выполнение в рамках системы поддержки принятия решения трех видов задач, а именно, мониторинговых, проблемных и плановых. Так, на схеме на рисунке 2 первый и второй круг зада решаются в начальных блоках предложенной СППР, третья задача предполагает использование третьего и четвертого блоков на схеме, причем, происходит пофункциональное разделение процесса принятия решений в данных блоках.

Таким образом, в данной статье были исследованы основные предпосылки, принципы, цели и задачи проектирования системы поддержки принятия решений в рамках синтеза логистической системы металлотрейдера. На основе проведенного анализа теоретических основ построения развитых СППР в данной статье была разработана структура системы поддержки принятия решений в блоке управления логистикой металлотрей-

дера, которая формализовала информационное пространство проектируемой СППР, а именно, выделила в соответствии с правилами построения СППР и поставленными перед проектируемой системой поддержки принятия решений целями и задачами основные проектируемые элементы и связи между ними.

Следующим этапом в исследовании поставленной в данной статье цели было построение объектно-ориентированная системы процесса принятия решения при управлении логистическими процессами металлотрейдера, которая адаптировала исследуемую предметную область под специфику построения развитых многофункциональных СППР, и которая представляет собой первичный этап при концептуализации комплексной системы принятия решений отдельного металлоторгового предприятия.

Литература

1. *Алеев В. Р., Безруков Д. И., Бритков В. Б., Васильев А. А., Голосов А. О.* Использование реляционных СУБД при разработке информационных систем. Препринт, М.: ВНИИСИ, 1989.

2. *Бритков В. Б.* Проблемы поддержки и актуализации данных в информационных системах, Межотраслевая информационная служба, Научно-методический журнал, 1997, вып. 3, с. 41-48.

3. *Гнатушенко В. В.* Стратегия поведения предприятия на рынке металлопродукции // Новое в экономической кибернетике: сб.науч. ст. / Под общ. редакцией Ю. Г. Лысенко. – Донецк: ДонНУ. – 2002. – №2. – С.22-31.

4. *Неруш Ю. М.* Коммерческая логистика: Учебник для вузов. - М.: Банки и биржи, ЮНИТИ, 1997. – 271 с.

5. *Ойхман Е. Г., Попов Э. В.* Реинжинириг бизнеса, М.: Финансы и Статистика, 1997.

У статті розглянута процедура проектування і формалізації системи підтримки прийняття рішень металотрейдінгового підприємства в рамках концепції синтезу логістичної системи об'єкта управління.

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ЛОГІСТИЧНА СИСТЕМА, ІНФОРМАЦІЯ, ДАНІ.

The article describes the procedure of designing and formalizing a decision support system metalotreydingovogo enter-prises in the concept of fusion of logistics system management object.
MAKING SUPPORT SYSTEM OF SOLUTIONS, LOGISTIC SYSTEMS, INFORMATION, DATA

Лысенко Ю. Г.

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ.
ПРИМЕНЕНИЕ И ЭКОНОМИЧЕСКАЯ ЭФФЕКТИВНОСТЬ

В работе проведен сравнительный анализ современных тенденций в области нейросетевого моделирования экономических задач. Показаны наиболее существенные преимущества нейросетевого инструментария, а также рассмотрены существующие проблемы, которые препятствуют распространению искусственных нейронных сетей в сфере экономико-математического моделирования.
Ключевые слова: НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, МОДЕЛИРОВАНИЕ, ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, КЛАСТЕРИЗАЦИЯ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ.

Нейронные сети являются мощным инструментом моделирования и анализа экономических процессов. Несмотря на то, что первые исследования в области искусственных нейронных сетей (ИНС) относятся к 1950-м годам, успешные попытки их использования для решения реальных научно-практических задач (включая экономические) состоялись гораздо позже.

Одной из причин этого являлась недостаточно разработанная исходная теоретическая база, из-за чего первые ИНС оказались способны к решению только линейно-разделяемых задач. Другой причиной было отсутствие доступной для широкого круга заказчиков вычислительной техники, которая была бы пригодна для выполнения процедур многократного обучения и переобучения нейронных сетей.

С начала 1980-х годов указанные выше проблемы стали постепенно получать решения. Разработанный в 1986 году метод «обратного распространения ошибки» позволил обучать ИНС с нелинейными активацион-

ными функциями нейронов, что открыло возможности решения линейно-неразделяемых задач.

Вместе с тем постоянно увеличивающаяся вычислительная мощность ЭВМ общего назначения, позволила осуществить практическое внедрение нейросетевых технологий, хотя сначала это было доступно только крупным корпорациям и финансовым центрам.

Так одним из пионеров применения нейронных сетей для решения практических задач стала корпорация Ford Motors, внедрившая нейросистему для диагностики двигателей, которая по качеству диагностики оказалась на уровне лучших экспертов-людей, но при этом значительно превосходила их по скорости работы [1]. В банковской сфере одним из первых применений нейронных сетей стали системы безопасности. Например, в США Mellon Bank одним из первых внедрил нейросетевую систему распознавания поддельных чеков, эффективность которой в 20 раз превысила эффективность ранее использовавшейся экспертной системы [1].

Одновременно с практическим внедрением ИНС происходило совершенствование и расширение теоретической базы. Кроме нейронных сетей персептронной архитектуры, известных по работам Розенблатта с начала 1960-х годов и способных решать только задачи классификации и регрессии, появились ИНС, способные к решению других классов экономических задач.

Нейронные сети Кохонена позволили реализовать процедуру «обучения без учителя», что позволило использовать их для решения задач кластеризации, то есть поиска однородных элементов (кластеров) в произвольной выборке данных. Работы Хопфилда, Дурбина, Уилшоу и др. [2] открыли возможность использования ИНС для решения задач оптимизации. Анализ публикаций в научной литературе позволяет сделать вывод, что в настоящее время ИНС являются самым распространенным инструментом искусственного интеллекта, находящим применение в решении экономических задач.

Характеристика основных типов ИНС с позиций их использования в экономико-математическом моделировании приведена в табл. 1.

Таблица 1.

Характеристика основных типов ИНС, используемых для решения экономических задач.

Тип ИНС	Вид обучения	Основные особенности	Экономические задачи
Персептрон.	С учителем и обратной связью.	Классическая архитектура нейронных сетей, ориентированная на задачи нахождения сложных нелинейных зависимостей между входными и выходными данными.	Классификации, регрессии.
Кохонена.	Без учителя.	Самоорганизующаяся ИНС, применяющаяся для группировки данных в больших выборках и визуализации многомерных пространств в пространства с пониженной размерностью, например двумерные.	Кластеризации.
Хопфилда и Хэмимнга.	С учителем, без обратной связи.	ИНС, предназначенные для организации ассоциативной памяти. На этапе обучения происходит запоминание обрабатываемых данных, однако в отличие от персептронов, этот процесс не носит итеративного характера. Разновидности сетей Хопфилда могут использоваться для решения задач оптимизации.	Ассоциативного поиска, оптимизации.

Можно выделить следующие особенности искусственных нейронных сетей, обуславливающие эффективность их применения:

– высокая скорость работы;

– способность аппроксимировать сложные пространства решений.

Оба преимущества обусловлены использованием модели нервной системы живых существ, положенной в основу структуры ИНС. Независимо от типа сети, процесс моделирования содержит этап занесения знаний в структуру сети (обучение). Информация, полученная в процессе обучения «запоминается» сетью в виде весовых коэффициентов – связей между отдельными искусственными нейронами, составляющими сеть. По окончании обучения созданная структура сети может быть использована для анализа новой информации. Такая концепция позволяет осуществить параллельную обработку входных данных, что обуславливает высокую

производительность вычислений, недостижимую для ЭВМ классической архитектуры [1]. Однако, это преимущество ИНС проявляется только при условии их аппаратной реализации с использованием специально разработанных микросхем и плат. Стоимость таких решений по настоящее время остается довольно высокой, поэтому область их применения ограничивается задачами, требующими обработки больших объемов информации в режиме реального времени. В реальных экономических задачах более важным оказывается второе из перечисленных преимуществ − способность ИНС аппроксимировать сложные пространства решений.

Предполагается, что набор примеров, на котором проводится обучение, принадлежит некоторому многомерному пространству решений, а связи между искусственными нейронами в совокупности с их активационными функциями составляют уравнение, аппроксимирующее пространство решений с некоторой точностью. Качество аппроксимации может быть установлено путем тестирования ИНС на проверочной выборке данных. При этом качество аппроксимации зависит от выбранных параметров сети – топологии, способа обучения и размера обучающей выборки, которые должны выбираться индивидуально для каждой задачи. Следует отметить, что проблема формализации выбора указанных параметров еще не получила окончательного решения, однако существуют способы, позволяющие ограничить пространство выбора [3].

Количественные характеристики потока информации, обрабатываемой нейронными сетями при решении большинства экономических задач, допускают использование для построения нейронных моделей программных эмуляторов нейронных сетей [4]. Это решение имеет преимущества перед аппаратной реализацией, как с экономической точки зрения, так и с позиций удобства разработки и эксплуатации нейросетевых моделей, поэтому в подавляющем большинстве случаев при решении экономических задач используются программная реализация ИНС.

Способность нейронных сетей к эффективному поиску в любых пространствах решений находит широчайшее применение в экономических задачах. В работах кафедры экономической кибернетики ДонНУ осуществлены постановка и решение задач принятия решений в системе меж-

банковских валютных рынков, задачи нейрориэлтора, задачи тендерных оценок, задач идентификации сложных экономических систем и др.

Накопленный опыт позволил определить сферу использования нейросетевых моделей в различных областях экономической деятельности.

Как следует из табл. 1, среди широкого спектра экономических задач наибольшее применение нейронные сети находят в задачах классификации, кластеризации, регрессии и ассоциативного поиска. Использование ИНС для решения задач оптимизации хотя и возможно, но является более трудоемким по сравнению с другими методами, например генетическими алгоритмами.

В задачах классификации требуется соотнести произвольный набор входных данных с некоторым дискретным набором выходных значений. Классическим примером задачи классификации является задача распознавания символов. В экономике к данной разновидности можно отнести, например, задачу анализа кредитоспособности банковских заемщиков.

Основное отличие задач кластеризации от задач классификации состоит в том, что соответствие между входными и выходными данными изначально не задано и сущность задачи состоит в поиске таких зависимостей и изучении структуры данных. Кластеризация с использованием ИНС осуществляется с использованием алгоритмов «обучение без учителя», то есть поиск зависимостей и структурирование данных производятся в автоматическом режиме. Необходимость в кластеризации чаще всего возникает при работе с новыми, неизученными множествами данных, либо с множествами, внутренние зависимости в которых не могут быть установлены аналитически. К задачам кластеризации можно отнести сегментацию потребителей в маркетинговых исследованиях, выявление производственных ситуаций, ведущих к возникновению брака и тому подобные.

В задачах регрессии требуется соотнесение входного набора данных с непрерывным множеством выходных значений. Одной из наиболее известных задач этой разновидности является задача предсказания биржевых курсов различных валютно-финансовых инструментов. Другой распространенной задачей регрессии является определение оценочной стоимости

некоторого экономического объекта по косвенным признакам, разновидностью которой является задача риэлтора.

В задачах ассоциативного поиска нейронная сеть соотносит анализируемую ситуацию, представленную набором входных сигналов, с одним из ранее продемонстрированных ей на стадии обучения образцов. При этом за счет особой структуры применяемых для решения таких задач нейронных сетей, скорость поиска оказывается гораздо выше, чем при использовании алгоритмов перебора. К задачам ассоциативного поиска можно отнести распознавание мошеннических операций с пластиковыми картами, проверку подлинности подписи и тому подобные.

Следует отметить, что существуют задачи, которые в зависимости от постановки могут быть отнесены более чем к одному из рассмотренных классов. Так, прогнозирование биржевых рядов традиционно относят к регрессионным задачам. Однако анализ практического применения полученных прогнозов позволил сделать вывод, что для конечного потребителя информации важны не столько точные значения курса в будущем, сколько направление его движения – в сторону увеличения, или уменьшения. В такой постановке задача регрессии превратилась в задачу классификации, что позволило, применив соответствующие этому классу задач инструменты, получить её практическое решение [3]. В других работах эта же задача решена с позиции кластеризации, путем сегментации рыночных ситуаций и последующего анализа полученных сегментов. Возможно также её решение как задачи ассоциативного поиска.

Важным аспектом использования ИНС при решении экономических задач является экономическая эффективность и целесообразность выбора именно этого инструмента. Положительный экономический эффект от применения нейронных сетей может быть получен за счет:

а) Решения задач, которые могут быть решены только с использованием нейронных сетей. В этом случае экономический эффект рассчитывается традиционным образом, исходя из разницы между получаемыми доходами, или сокращаемыми расходами и затратами на разработку, внедрение и сопровождение системы.

б) Решения задач, которые могут быть решены другими методами, но использование ИНС позволяет сделать это более эффективно. В этом случае при расчете экономического эффекта необходимо принимать во внимание возможность применения других методов. Оценить сравнительную эффективность можно, рассчитав коэффициент *e*:

$$e = \frac{P_n - E_n}{P_x - E_x}, \qquad (1)$$

где P_n – доход, получаемый при решении задачи с использованием ИНС, E_n – затраты на решение задачи с использованием ИНС, P_x – доход, получаемый при решении задачи способом *x*, E_x – затраты на решение задачи способом *x*.

Очевидно, что решение задач с использованием ИНС будет целесообразным, если e>1.

Доходы от внедрения нейросетевых информационных систем могут быть получены по следующим основным направлениям:

– Рост производительности труда.

– Экономия рабочего времени управляющего звена.

– Сокращение стоимости осуществления той или иной операции.

– Эффективное использование материальных и человеческих ресурсов.

Более подробное рассмотрение структуры доходов в рамках данной работы представляется нецелесообразным, поскольку в доходной части для нейросетевых информационных систем справедливы общие правила определения экономического эффекта, описанные, например в [5]. Значительно больший интерес представляет собой структура и состав расходов на разработку внедрение нейросетевых систем (рис. 1).

Рассмотрим подробнее отдельные статьи расходов, показанных на рис. 1. На этапе разработки осуществляется создание законченного программного продукта, отвечающего нуждам предприятия.

Поскольку создание подобной системы выходит за рамки возможностей IT-отделов большинства предприятий, создание системы должно про-

изводиться силами сторонних специалистов, что обуславливает соответствующую статью затрат.

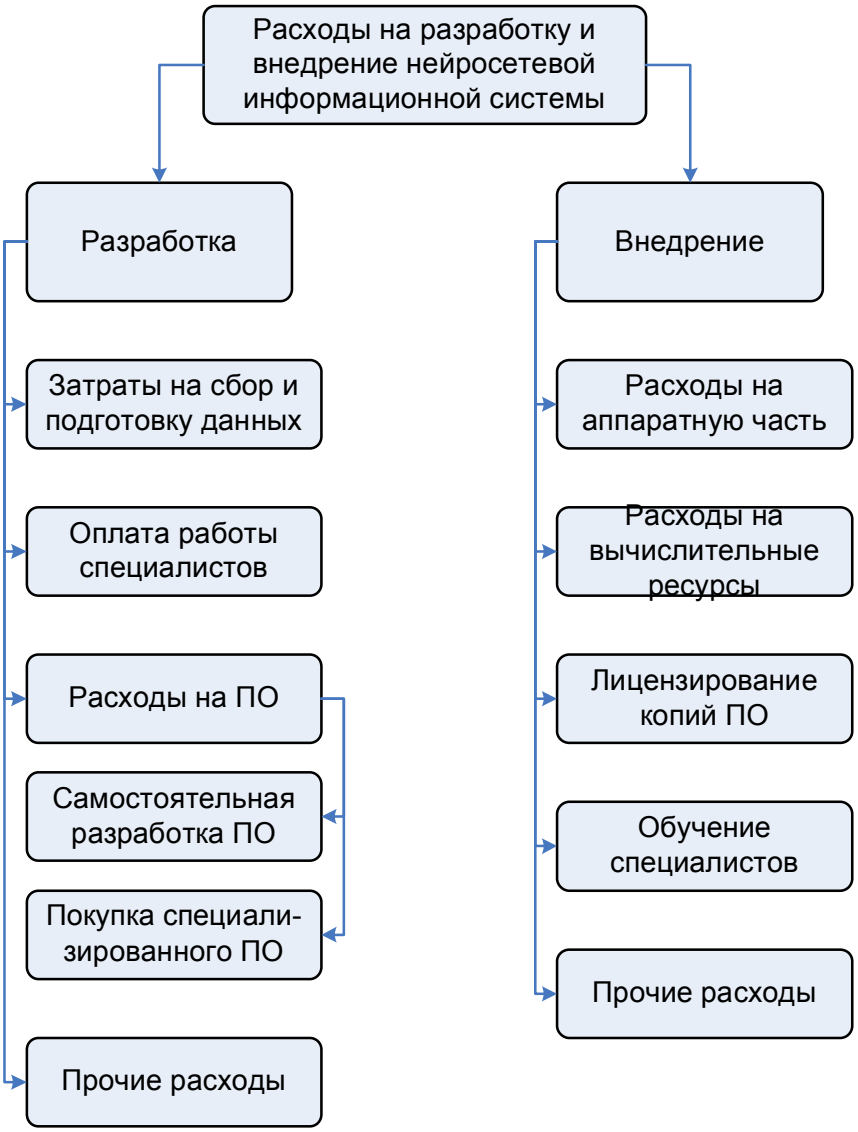


Рисунок 1 - Состав расходов на разработку и внедрение нейросетевых систем

Достоверность результатов, выдаваемых нейросетевой системой, сильно зависит от качества данных, на которых происходит обучение ИНС. При этом в процессе разработки может возникнуть необходимость повторной выборки данных или изменения их структуры. Необходимость отвлечения персонала предприятия на выполнение подобных действий обуславливает выделение затрат на подготовку данных в отдельную статью расходов.

Программная реализация нейросетевой модели может производиться как с использованием специализированного программного обеспечения (ПО), так и путем разработки собственного ПО. В зависимости от множества факторов, отражающих специфику каждого конкретного случая, может быть принято решение в пользу любого из этих вариантов. Преимущества и недостатки их приведены в табл. 2.

Таблица 2.

Факторы выбора способа разработки программного обеспечения ИНС.

Вариант	Преимущества	Недостатки	Область применения
Самостоятельная разработка ПО	Использование любой архитектуры ИНС. Настройка на любой интерфейс и формат входных данных. Простота интеграции в существующую систему.	Высокая трудоемкость программирования. Необходимость знания тонкостей алгоритмов обучения. Необходимость глубокого знания языка программирования. Трудность модификации.	Нестандартные архитектуры и алгоритмы обучения. Небольшие нейросетевые модули в составе существующей информационной системы
Покупка специализированного ПО	Удобный интерфейс. Широкие возможности по анализу и предварительной обработке данных. Встроенные возможности моделирования и обучения ИНС	Высокая стоимость. Сложность освоения. Средняя скорость обучения и работы. Сложность интеграции с существующей информационной системой предприятия.	Построение сложных и наукоемких нейросетевых информационных систем.

Помимо основных расходов, перечисленных выше, в процессе разработки могут возникать и дополнительные, например связанные с выездом разработчиков для более детального изучения объекта и тому подобные.

На стадии практического внедрения разработанной информационной системы предприятие сталкивается с расходами на обеспечение работоспособности системы, лицензирование программного обеспечения и обучение специалистов.

Использование ИНС для решения многих практических задач требует задействовать значительные вычислительные мощности. Обеспечить их можно следующими основными путями – *аппаратным*, посредством выделения мощной ЭВМ для монопольного использования под нужды

нейросетевой информационной системы, и *программным* – посредством организации распределенных вычислений. В последнем случае следует рассматривать возможность использования как собственных вычислительных мощностей, так и ресурсов сторонних вычислительных центров.

Целесообразность выбора того или иного варианта организации вычислений определяется исходя из параметров решаемой задачи и возможностей предприятия. При этом, соответственно выбранному пути обеспечения вычислительных ресурсов, могут возникнуть расходы на *лицензирование* копий используемого программного обеспечения.

Кроме перечисленного, к расходам на внедрение нейросетевой информационной системы относятся также расходы на обучение специалистов и прочие расходы.

Несмотря на положительный эффект, получаемый от использования ИНС, как средства поиска решений экономических задач, всё-таки следует признать, что в Украине до сих пор количество научных работ, посвященных нейронным сетям, значительно превышает количество практически внедренных нейросетевых систем. Существуют как объективные, так и субъективные причины такого положения. Среди объективных следует выделить недостаточное количество специалистов-практиков в области нейросетевого моделирования. Эффективное использование такого инструмента, как нейронные сети, требует специальной подготовки, в то время, как в настоящее время объем и состав изучаемого в ВУЗах материала по данной тематике носит скорее ознакомительный характер.

Другой объективной причиной является высокая стоимость программно-аппаратной реализации нейросетевых систем, особенно таких, которые работают в условиях изменчивой внешней среды и поэтому требуют постоянного переобучения. В этом отношении высокие адаптивные способности нейронных сетей одновременно являются и тормозом их распространения. Кардинально решить проблему можно путем создания нейросетевых информационных центров. Один такой центр может одновременно обслуживать несколько десятков крупных задач, что позволило бы распределить затраты по его созданию и поддержке. Однако, экономи-

ческая и техническая сторона такого решения требуют дальнейших исследований.

К субъективным причинам можно отнести кризис доверия к нейронным сетям со стороны специалистов в области экономико-математического моделирования. Это объясняется тем, что на волне повышенного интереса к ИНС, пришедшейся на начало 2000 годов, их стали считать универсальным средством решения любой проблемы. Причем таким средством, которое во всем должно разобраться самостоятельно. При этом часто забывалось, что создание удовлетворительной нейросетевой модели требует выполнения как минимум следующей последовательности действий [3]:

– предварительный анализ и выделение значимых входных данных;

– предварительная обработка входных данных с целью получения требуемого распределения;

– обоснованный выбор одной или нескольких архитектур ИНС;

– обучение сети несколькими различными алгоритмами с целью выделения наиболее подходящего;

– прореживание синаптических связей (если это допускается алгоритмом обучения);

– анализ значимости входов с целью отбрасывания малозначимых;

– окончательное обучение ИНС.

Кроме того, работа с любым профессиональным пакетом разработки нейросетевых приложений требует от пользователя ввода значений множества настроечных параметров алгоритмов обучения и анализа нейронных сетей. Попытки же построения нейросетевых моделей на базе поверхностных сведений о данном инструменте не позволяли получить достаточно хорошие результаты.

В качестве еще одной субъективной причины слабого распространения ИНС следует назвать недостаток доверия к этому инструменту со стороны менеджеров высшего звена, которые и являются основными потребителями информации, а также принимают решения о целесообразности

внедрения тех или иных технологий. Это объясняется непрозрачностью процессов внутри ИНС, ведущих к получению конечного результата.

Таким образом, искусственные нейронные сети являются высокоэффективным средством решения ряда экономических задач. Анализ их развития за рубежом и в Украине показывает, что в настоящее время это наиболее широко распространенный инструмент интеллектуального поиска решений. Вместе с тем существуют причины объективного и субъективного характера, препятствующие более широкому распространению искусственных нейронных сетей.

Литература:

1. *Ежов А. Шумский С.* Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. – М.: МИФИ, 1998. – 222 с.
2. *Хайкин Саймон*. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. : Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с. : ил. – Парал. тит. англ.
3. *Лысенко Ю. Г., Минц А. Ю., Стасюк В. Г.* Поиск эффективных решений в экономических задачах. – Донецк: ДонНУ; ООО “Юго-Восток, Лтд”, 2002. – 101 с.
4. *Лысенко Ю. Г., Иванов Н. Н., Минц А. Ю.* Нейронные сети и генетические алгоритмы, учебное пособие.– Донецк: ДонНУ; ООО “Юго-Восток, Лтд”, 2003. – 230 с.
5. *Скрипкин К. Г.* Экономическая эффективность информационных систем. – М: ДМК Пресс, 2002. – 256 с.

У роботі проведено порівняльний аналіз сучасних тенденцій в галузі нейромережевого моделювання економічних об’єктів. Показано найбільш суттєві переваги нейромережевого інструментарію, а також розглянуті існуючі проблеми, що перешкоджають поширенню штучних нейронних мереж у сфері економіко-математичного моделювання.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, МОДЕЛЮВАННЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, КЛАСТЕРИЗАЦІЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ.

The comparative analysis of current trends in neural network modeling of economic problems. Shows the most significant advantages of neural network

tools and discusses the existing problems that hinder the wide spread of artificial neural networks in the area of economic and mathematical modeling.
NEURAL NETWORKS, SIMULATION, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, CLUSTERING, PROGNOSTICATION.

Львовский Л. Я. Минц А. Ю.

НЕЙРО-СКОРИНГОВЫЙ МЕТОД ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ЗАЕМЩИКОВ

В статье обосновывается целесообразность применения комбинированной модели системы кредитного скоринга, в которой используются нейросетевые методы интеллектуального анализа данных, а также экспертные и статистические методы. Рассматривается архитектура нейросетевой части такой системы.
Ключевые слова: БАНК, КРЕДИТ, СКОРИНГОВЫЙ МЕТОД, КРЕДИТНЫЙ СКОРИНГ, АНАЛИЗ ЗАЕМЩИКОВ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, DATA MINING.

Для оценки потенциальных кредитных рисков большинство банков применяет различные модификации скорингового метода. До появления этого метода оценку заемщиков производили кредитные аналитики, принимавшие решения исключительно на основании собственного опыта. Однако, в 1940-х годах в силу ряда причин возникла необходимость формализовать данную процедуру. Для этого банки предложили наиболее опытным экспертам перечислить факторы, которые по их мнению влияют на качество выполнения заемщиком своих обязательств, и по каждому фактору разработать соответствующую шкалу оценки. Результатом проведенной работы стали первые скоринговые модели оценки кредитного риска.

Несмотря на достаточно простой принцип, положенный в основу кредитного скоринга, модификация метода продолжается до сих пор. Причем практически каждый банк использует свою версию наборов показателей и их значимости – скоринговых карт [1], что ведет к различным результатам, получаемым разными банками при расчете кредитоспособности заемщиков по одним и тем же исходным данным. Среди причин этого

можно отметить как стремление банков улучшить качество результатов, получаемых с использованием метода, так и необходимость избежать «расшифровки» параметров скоринговых моделей недобросовестными заемщиками, что может повлечь искусственную подтасовку анкетных данных и соответственно рост мошеннических операций с кредитами.

Как уже отмечалось, в кредитном скоринге банками используются различные наборы анализируемых факторов, показателей и коэффициентов. Для дальнейшего анализа возможностей совершенствования скорингового метода целесообразно провести укрупнение этих факторов, путем их классификации по различным признакам. (табл. 1)

Таблица 1.

Классификация факторов скоринговой оценки

№ пп	Классификационный признак	Группа факторов	Содержание
1	По отношению к заемщику	Субъективные	Являются основой для оценки социальной, или экономической группы, к которой принадлежит заемщик. Дать их однозначную оценку невозможно, исходя из их природы. В эту группу входят факторы социального положения заемщика, истории его работы с банком и тому подобные.
		Объективные	Факторы, характеризующие непосредственно заемщика для которых можно сформировать логически обоснованную шкалу оценок. К этой группе относятся факторы финансового состояния и благосостояния заемщика, а также факторы стабильности его доходов.
2	По степени влияния на решение о выдаче кредита	Критические	Факторы, невыполнение заданных условий по которым однозначно должно трактоваться как запрет на выдачу кредита, независимо от значения остальных параметров модели. Их формируют такие показатели, как достаточность доходов клиента (абсолютная и относительная), его кредитная история. В скоринговых моделях отношение максимального значения таких показателей к максимально-возможной сумме баллов по модели может доходить до (-1).

Продолжение табл. 1.

№ пп	Классификационный признак	Группа факторов	Содержание
		Некритические	Факторы и показатели, не оказывающие определяющего действия на принятие решения о выдаче кредита. Отношение каждого из этих показателей к максимально-возможной сумме баллов по модели обычно не превышает 0.1.
3	По назначению в рамках метода	Финансовые	Факторы и показатели, позволяющие оценить финансовое положение заемщика, его перспективы и физическую способность выплатить свои обязательства по кредиту.
		Социальные	Факторы и показатели, позволяющие оценить социальную ответственность заемщика и его потенциальную склонность выплатить свои обязательства.
		Психологические	Анкетные данные, позволяющие оценить достоверность и непротиворечивость представленной заемщиком информации. Например, если заемщик сообщает о наличии стабильного дополнительного дохода $5000 в месяц, но при этом указывает, что ему принадлежит автомобиль Таврия, то с большой долей вероятности заемщик предоставил искаженную информацию о своем финансовом состоянии и в выдаче кредита ему будет отказано.
		Отвлекающие	Анкетные данные, которые не используются при расчете итоговой суммы баллов, но призваны создать у заемщика ощущение тщательности изучения его данных и побудить к максимально правдивому заполнению анкеты.
4	По способу оценки	Количественные	Факторы, имеющие количественное измерение, такие как сумма кредита, доход заемщика, срок его работы с банком, стоимость имущества.
		Качественные	Факторы, которые не могут быть измерены количественно, например должность заемщика, марка его автомобиля, образование.

В соответствии с табл. 1, все факторы, отраженные в анкете заемщика, могут быть классифицированы по каждому из четырех указанных признаков и соответственно отнесены к четырем различным группам. В рам-

ках каждой группы выделяются отдельные факторы, формирующиеся из системы показателей. Так, например, социальное положение заемщика относится к субъективным, некритическим, социальным, качественным факторам. В свою очередь, показателями, формирующими социальное положение могут быть пол заемщика, социальный статус, количество детей и тому подобные.

Общее количество вопросов, на которые отвечает заемщик, заполняя анкету, может превышать 30. Это обуславливает один из основных недостатков скоринговых методов, используемых украинскими банками – *проблему избытка информации*. Сущность её заключается в следующем. Основным путем повышения качества скоринговых оценок в отечественной практике является экстенсивный. Иначе говоря, для повышения качества оценки банки увеличивают количество оцениваемых показателей. Однако, с увеличением количества показателей растет и сложность модели, а также размер статистической выборки, требуемой для адекватного подбора её параметров (весовых коэффициентов и баллов). Это ведет к увеличению периода между обновлениями модели и соответственно к ухудшению получаемых результатов.

Для обработки анкетных данных заемщиков используются следующие методы:

Экспертный – оценки значимости каждого из оцениваемых параметров являются результатом работы группы экспертов. Исторически появился первым. Недостатком экспертного метода является его субъективность, однако в условиях внезапного изменения внешних факторов он является единственным возможным для применения.

Статистический – зависимость между характеристиками заемщика и вероятностью погашения им кредита оценивается при помощи методов математической статистики. Репрезентативная выборка для получения достоверных результатов должна насчитывать не менее 20000-30000 примеров [1], причем с увеличением количества оцениваемых параметров, в геометрической прогрессии растут требования к объему выборки. Это обуславливает сложность создания собственных систем кредитного скоринга

молодыми банками и препятствует оперативной корректировке скоринговых моделей при изменении параметров внешней среды.

Data mining – интеллектуальный анализ данных и поиск зависимостей между характеристиками заемщика и вероятностью погашения им кредита. В качестве основного инструмента как правило используется искусственная нейронная сеть (ИНС), которая обучается на выборке данных, требования к которой в целом такие же, как и в статистических методах [2]. Основными недостатками метода является сложность выделения из структуры ИНС семантических правил, объясняющих её решения, а также высокие требования к репрезентативности обучающей выборки данных.

Недостатки используемых подходов к построению скоринговых моделей особенно проявляются при резких изменениях условий внешней среды, например в ситуации глобального финансового кризиса. В этом случае ни статистический метод, ни метод интеллектуального анализа в чистом виде неприемлемы, ввиду сложности накопления выборки достаточного объема. Кроме того, анализ литературных источников показал, что при построении скоринговых систем обычно предпочтение отдается одному из перечисленных методов – экспертному [1], статистическому [3], или нейросетевому [2]. В то же время сопоставление особенностей перечисленных методов и содержания факторов, используемых в процедуре скоринга (табл. 1) позволяет сделать вывод о различной эффективности их комбинаций, что отражено в табл. 2.

Таблица 2

Соответствие скоринговых факторов и методов их обработки.

№п/п	Метод	Группы факторов, для анализа которых целесообразно использование метода.
1	Экспертный	объективные, критические, психологические.
2	Статистический	субъективные, некритические, социальные, количественные.
3	Data mining	качественные, социальные, некритические, субъективные.

Из табл. 2 следует, что для повышения эффективности кредитного скоринга целесообразно объединить различные методы анализа в рамках

единой системы, модель которой представлена на рис. 1. Рассмотрим роль каждого из методов анализа в рамках данной модели.

Статистические методы используются для предварительного анализа и группировки анкетных данных. Так, например, в скоринговых моделях, используемых для анализа заемщиков–физических лиц в КБ «Донгорбанк», выделяется 6 основных факторов, для формирования которых используется 21 показатель. Такое укрупнение данных в рамках статистического метода не имеет никаких преимуществ, кроме повышения наглядности представления информации. В то же время, при использовании *методов Data mining*, и в частности ИНС, сокращение количества анализируемых параметров (входов сети) позволяет существенно уменьшить требования к размеру репрезентативной выборки. Это обуславливает целесообразность использования данных методов в связке, как показано на рис. 1.

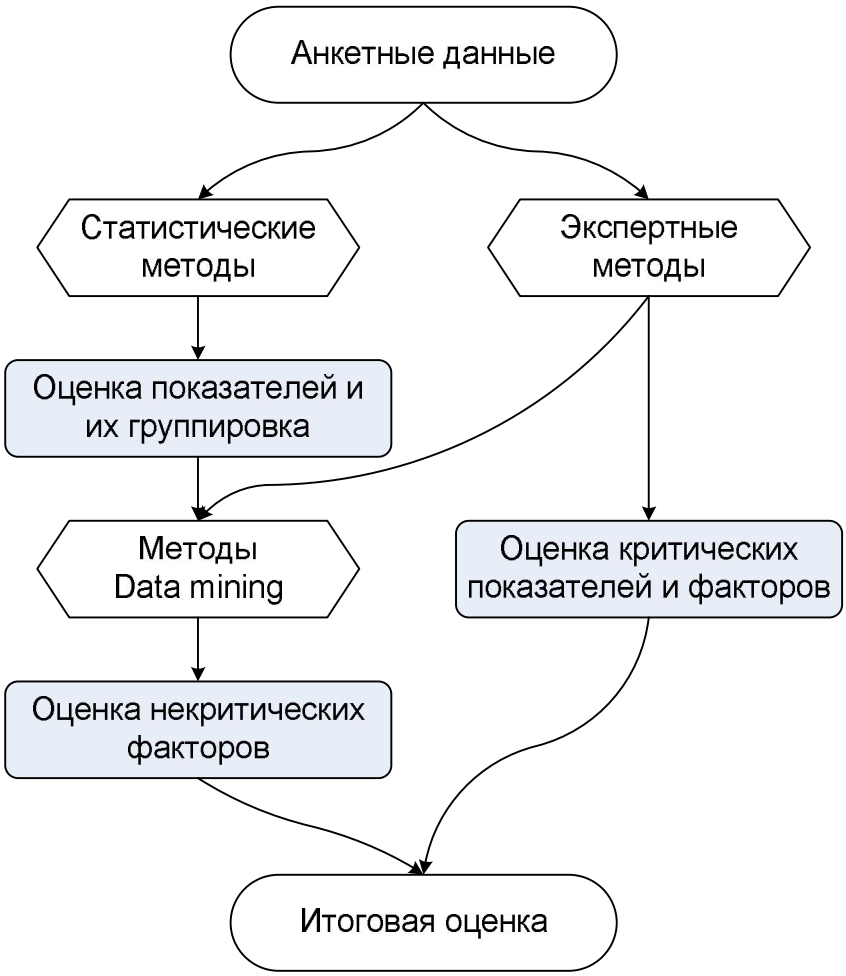


Рисунок 1 - Комбинированная модель системы кредитного скоринга.

При выдаче кредита любой банк выдвигает к заемщикам некоторое количество легко формализуемых требований. Эти требования как правило относятся к финансовым или психологическим группам факторов и чаще всего являются критическими, то есть их невыполнение ведет к отказу в выдаче кредита, независимо от результатов по другим группам. Для учета таких требований в рассматриваемой модели используются *экспертные методы* оценки значимости в сочетании с формальными алгоритмами обработки результатов.

Задача, решаемая ИНС при анализе заемщиков может быть сформулирована как задача классификации, либо как задача кластеризации.

В первом случае результатом работы сети должно стать отнесение заемщика к одному из заранее определенных классов. В простейшем варианте это классификация на «хороших» и «плохих», как сделано, например в [2]. Более сложным, но и более информативным вариантом является распределение заемщиков в соответствии с общепринятыми в банковской практике классами (табл. 3).

Для реализации этой задачи может быть использована ИНС классической персептронной архитектуры, содержащая скрытый слой нейронов, а также входной и выходной слои. Структура сети показана на рис. 2.

Таблица 3.

Классификация заемщиков по результатам кредитного скоринга

№ п/п	Класс заемщика	Описание
1	А	Финансовое состояние заемщика не вызывает сомнений
2	Б	Финансовое состояние хорошее. Выдача кредита возможна.
3	В	Финансовое состояние удовлетворительное. Необходима тщательная проработка
4	Г	Финансовое состояние плохое. Выдача нецелесообразна
5	Д	Выдача кредита запрещена

Преимуществом классификационного подхода к анализу заемщика является то, что получаемые результаты имеют структуру, которая является привычной для кредитных работников. Однако процедура подготовки

обучающей выборки для такой сети сопряжена с определенными трудностями, вызванными тем, что деление заемщиков на классы является по сути *прогнозом*, тогда как данные, на которых обучается нейронная сеть должны содержать *результаты* кредитования того или иного заемщика.

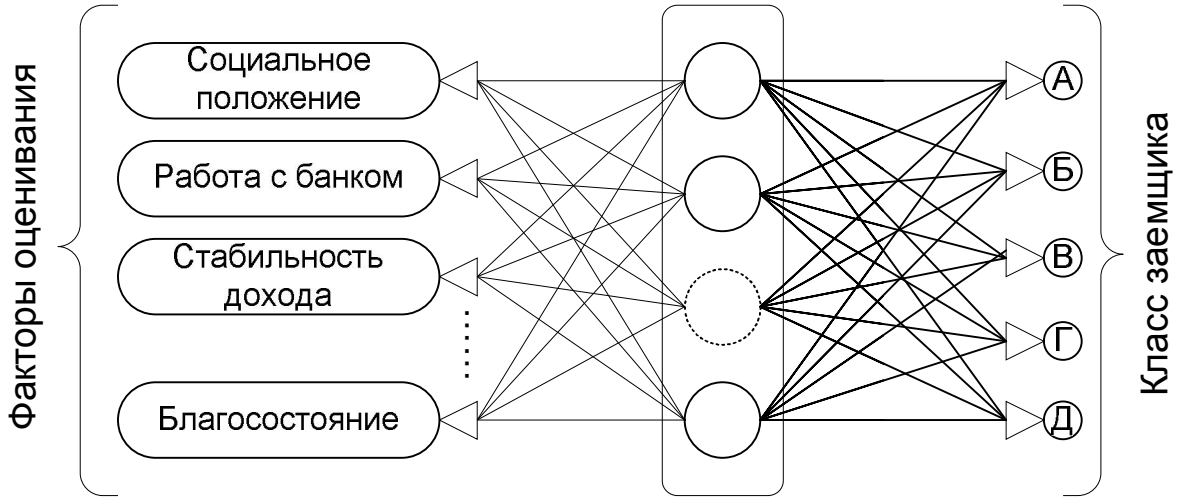


Рисунок 2 - Структура нейронной сети при решении задачи анализа заемщиков, как задачи классификации.

С позиции поиска скрытых зависимостей во входных данных, то есть сущности методов группы *Data mining*, лучшие результаты можно получить, решая эту задачу как задачу кластеризации (рис. 3).

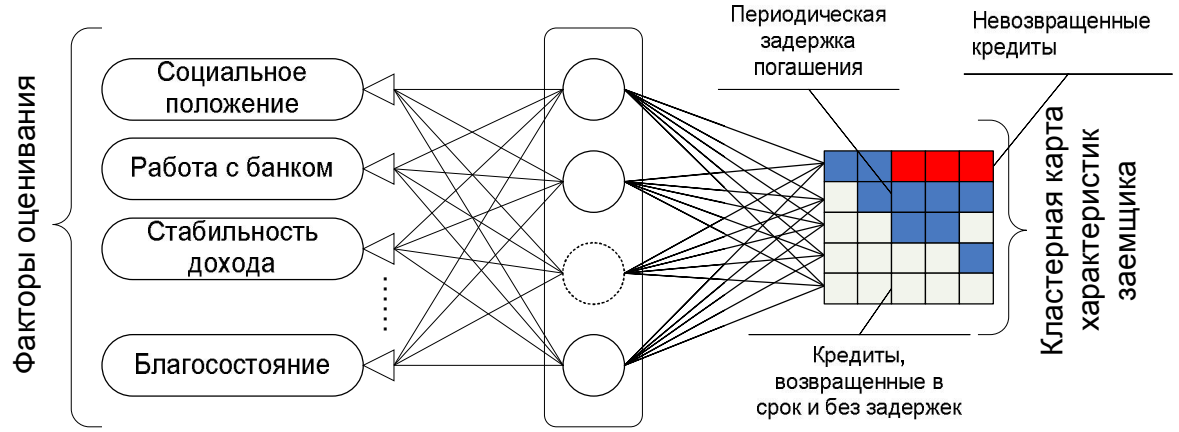


Рисунок 3 - Структура нейронной сети при решении задачи анализа заемщиков, как задачи кластеризации

В этом случае нейронная сеть самостоятельно группирует и разбивает входной массив данных на заданное количество кластеров. При этом за-

емщики, анкетные данные которых похожи, попадают, как правило, в один кластер. Проанализировав, в какие кластера чаще всего попадают проблемные заемщики, на кластерной карте можно обозначить *зоны риска*. В дальнейшем заключение по анкетным данным заемщиков дается на основании того, к какому кластеру их отнесла нейронная сеть.

При резких изменениях условий внешней среды скоринговые модели, сформированные традиционными методами, не могут быть своевременно скорректированы, ввиду больших требований к репрезентативности выборки. В статье обосновывается целесообразность применения комбинированной модели системы кредитного скоринга, в которой используются нейросетевые методы интеллектуального анализа данных, а также экспертные и статистические методы. При этом нейросетевая составляющая модели должна быть ориентирована на решение задачи кластеризации входных данных, то есть на обучение без учителя.

Использование комбинированной модели системы кредитного скоринга позволит существенно снизить требования к объему обучающей выборки данных и позволит чаще обновлять скоринговую модель, что способствует улучшению качества кредитного портфеля банка в условиях изменчивости внешней среды. Анализ анкетных данных заемщика на основании кластерной карты также способствует улучшению кредитного портфеля, за счет повышения качество прогнозирования.

Литература:

1. *Ишина И. В., Сазонова М. Н.* Скоринг-модель оценки кредитного риска// Аудит и финансовый анализ. № 4, 2007г. с. 297-304.

2. *Кравчук Е. В., Хантер Э.* Искусственные нейронные сети и генетические алгоритмы: Учеб. пособие. – Донецк, ДонГУ, 2000.– 200с.

3. *Соложенцев Е. Д., Степанова Н. В., Карасев В. В.* Прозрачность методик оценки кредитных рисков и рейтингов. – СПб.: Изд-во С-Петерб. Ун-та, 2005. – 200 с.

У статті обґрунтовується доцільність вживання комбінованої моделі системи кредитного скорінгу, в якій використовуються методи

інтелектуального аналізу даних, а також експертні і статистичні методи. Розглядається архітектура нейромережевої частини такої системи.
БАНК, КРЕДИТ, СКОРІНГОВИЙ МЕТОД, КРЕДИТНИЙ СКОРІНГ, АНАЛІЗ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, DATA MINING.

The article explains the usefulness of a combined model of credit scoring, which uses neural network techniques of data mining, expert and statistical methods. Neural network part of such a system is considered.
BANK, SCORING METHOD, CREDIT SCORING, BORROWER ANALYSIS, NEURAL NETWORKS, DATA MINING.

Минц А. Ю.

ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ СРЕДСТВА ГЕНЕТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПЕРСПЕКТИВЫ ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДЛЯ ПОИСКА ОПТИМАЛЬНЫХ РЕШЕНИЙ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ЗАДАЧ

Генетические алгоритмы относятся к тому же подмножеству инструментальных средств поиска эффективных экономических решений, что и нейронные сети, а также являются одним из наиболее эффективных алгоритмов обучения нейронных сетей. В настоящей статье дается обзор задач, для решения которых применяются генетические алгоритмы, а также рассматриваются средства программной реализации генетических моделей. Долгое время именно слабость этих средств являлась основным препятствием к широкому применению генетических моделей для поиска оптимальных решений в экономических задачах. Анализ основных категорий современного программного обеспечения показал, что его использование позволяет существенно снизить трудоемкость генетического моделирования и максимально приблизить его к интерактивному сценарию.
Ключевые слова: ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ СРЕДСТВА ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ, ЭВОЛЮЦИОННЫЕ МЕТОДЫ, ПОИСК РЕШЕНИЙ, SUGAL, MATLAB, EVOLVER.

Анализируя развитие прикладной экономической науки, можно прийти к выводу, что рост сложности задач, которые ставятся перед уче-

ными-экономистами, происходит параллельно с развитием инструментария их решения. Так, если большинство практических задач оптимизации середины XX века успешно решалось формализованными методами (например, средствами линейного моделирования), то в настоящее время для повышения эффективности работы экономических систем приходится использовать интеллектуальные методы поиска оптимальных решений, к инструментарию которых, можно отнести нейронные сети, генетические алгоритмы и методы мультиагентной оптимизации [1], которые так или иначе копируют процессы, происходящие в живой природе.

Безусловным лидером среди этих методов являются нейронные сети, математический аппарат которых разрабатывается с 1950-х годов и в настоящее время позволяет решать широкий круг экономических задач, связанных с анализом и прогнозированием данных [2]. Хотя теоретическая база и принципы работы нейронных сетей достаточно сложны, для решения большинства задач не требуется их глубокое понимание конечным пользователем, что позволяет работать с нейронными моделями как с «черным ящиком» и существенно снижает требования к квалификации пользователей данного инструмента.

В отличие от нейронных сетей, генетические алгоритмы и мультиагентные методы изначально ориентированы на задачи оптимизации. В первом случае оптимизация осуществляется на основе моделирования эволюции и естественного отбора. Во втором – на основании моделирования коллективного интеллекта простейших общественных животных (муравьев, пчел и т.п.).

Мультиагентное моделирование являются сравнительно новым и бурно развивающимся направлением совершенствования оптимизационных методов. Областями применения мультиагентного моделирования являются комбинаторные задачи (метод муравьиных колоний), задачи дискретной оптимизации (метод пчелиных колоний), задачи оптимизации топологии и структуры нейронных сетей (метод роя частиц) и некоторые другие [1]. Основными недостатками этих методов является их сравнительно узкая направленность, отсутствие доступного и качественного программного обеспечения для практических применений методов, необходи-

мость специальных знаний для составления моделей. Всё это пока ограничивает широкое применение методов мультиагентного моделирования для поиска оптимальных решений экономических задач.

Генетические алгоритмы (ГА) выделяются среди известных методов оптимизации достаточно высокими быстродействием и качеством работы, а самое главное – универсальностью. Так, к функции, максимум, или минимум которой отслеживается с помощью ГА, не предъявляется абсолютно никаких требований. Она может быть прерывистой, недифференцируемой, или состоять из кусков, описываемых разными уравнениями. В любом случае, алгоритм позволит найти для неё оптимальное (или близкое к нему) значение. Несмотря на то, что генетические алгоритмы не всегда позволяют находить абсолютно лучшее решение, они гарантируют, что решение будет достаточно хорошим. ГА существенно повышают эффективность решения задач поиска экстремума, в отличие от исторически сложившихся подходов к решению задач оптимизации: переборных методов и методов локальной оптимизации (в частности – градиентных). Так, оценивая результативность использования генетических алгоритмов в процедуре оптимизации параметров биржевых экспертов широко распространенной торговой программы MetaTrader, автор этой процедуры отмечает, что использование генетических алгоритмов позволяет произвести полную оптимизацию за 17 часов, тогда как использование алгоритма полного перебора заняло бы примерно 35 лет [3]. Опыт использования ГА для решения других задач [2,4] также подтверждает эффективность этого метода.

Генетические алгоритмы применяются для решения следующих задач [5]:

- оптимизация функций;
- оптимизация запросов в базах данных;
- разнообразные задачи на графах;
- настройка и обучение искусственной нейронной сети;
- задачи компоновки;
- составление расписаний;

– игровые стратегии;
– теория приближений;
– искусственная жизнь.

Несмотря на очевидные преимущества, по распространенности среди инструментов решения экономических задач, ГА сильно уступают искусственным нейронным сетям. Основной причиной этого, с точки зрения автора, являются более высокие требования к квалификации разработчика генетических моделей.

Действительно, в настоящее время существует множество программных пакетов для моделирования искусственных нейронных сетей, как коммерческих, так и свободно-распространяемых. Практически во всех них предусмотрено моделирование в интерактивном режиме, то есть процедура создания сети выглядит примерно так: пользователь выбирает из списка подходящую архитектуру сети, задает источник данных, размеры обучающей и тестовой выборок, настраивает, при необходимости, параметры обучения, запускает процедуру обучения и т.д. Знания программирования при этом не требуется.

С моделированием генетических алгоритмов ситуация совершенно другая. Дело в том, что важнейший параметр ГА – функция приспособленности – является сугубо индивидуальной для каждой задачи, и соответственно для каждой задачи должна быть отдельно запрограммирована. Вследствие этого полностью интерактивных пакетов для генетических алгоритмов не существует, а все доступные до недавних пор фактически представляли собой набор функций, реализованных на каком-либо языке программирования.

Таким образом вопрос расширения применения генетических алгоритмов в экономических задачах следует рассматривать с позиций совершенствования программного обеспечения, которое бы позволяло разработчику вместо затрат усилий на изучение нюансов языков программирования, сосредоточиться на построении собственно генетических моделей. В настоящее время на рынке программного обеспечения уже можно обнаружить продукты, в разной мер отвечающие этим требованиям. Однако, все

они имеют различные характеристики и различную стоимость, что делает выбор неоднозначным. Цель данного исследования состоит в том, чтобы проанализировать имеющиеся инструменты генетического моделирования по различным критериям и выработать предложения по направлениям их применения.

Анализ имеющегося программного обеспечения позволяет классифицировать его на три основные категории: низкоуровневое, специальное и встраиваемое.

Низкоуровневое программное обеспечение распространяется в виде набора процедур, реализующих функции генетических алгоритмов в рамках языков программирования широкого назначения (чаще всего – C++ или Delphi). Такое ПО исторически появилось одним из первых – еще в начале 1990-х годов и распространяется как правило бесплатно. Основным недостатком его использования является необходимость деталировки генетической модели вплоть до операций кодирования и декодирования хромосом. Кроме этого разработчику нужно владеть навыками программирования на том языке, под который ориентирован пакет процедур. Так, модели оптимизации производственных планов и сжатия биржевой информации [2], написаны с использованием пакета генетических процедур Sugal 2.1, для чего потребовалось найти и установить компилятор Borland C++ версии 3.0, а также изучить этот язык. Еще одним недостатком можно считать то, что в процессе написания программы требуется не только описать саму модель, но и запрограммировать вспомогательные функции ввода и вывода информации, что еще больше увеличивает время разработки.

К специальному программному обеспечению можно отнести реализации генетических алгоритмов, основанные на специализированных языках программирования. Возможность выделить данную категорию связана с внедрением в популярный пакет математического программного обеспечения MatLab инструментария генетических алгоритмов (версия MatLab 7.0, выпущенная в 2004 году). Процесс написания программ в системе MatLab значительно проще, чем при использовании языков общего назначения, что объясняется простой структурой языка, его ориентацией на матричное представление информации, развитыми возможностями по об-

работке данных. Пакет генетического моделирования *Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox*, входящий в MatLab, позволяет при составлении модели провести наиболее сложные операции по кодированию/декодированию хромосом автоматически, что резко снижает трудоемкость разработки. Следует отметить, что в состав MatLab входит также мощный нейросетевой пакет, что позволяет работать с обоими наиболее универсальными интеллектуальными методами поиска оптимальных решений экономических задач в рамках одной системы программирования.

К категории встраиваемого отнесем программное обеспечение, создаваемое в виде надстроек к Microsoft Excel – наиболее распространенному табличному процессору. Это наиболее простое в освоении программное обеспечение, максимально приближенное к интерактивному режиму работы. От пользователя требуется ввести исходные данные, целевую функцию и ограничения модели. Далее можно откорректировать параметры генетического алгоритма и запустить оптимизацию. Поскольку принципы и навыки работы с Microsoft Excel известны широкому кругу пользователей, встраиваемое программное обеспечение является самым простым в освоении. На рынке представлено два программных продукта этой категории – пакет *GeneHunter for Excel* компании *WardSystems* и пакет *Evolver* компании *Palisade Corporation*. Оба продукта построены с использованием одной идеологии и предоставляют пользователям примерно одинаковый сервис. Для того, чтобы определить область применения каждой из перечисленных категорий программного обеспечения проведем сравнительный анализ продуктов, относящихся к каждой из них по нескольким критериям: интерфейс и удобство использования, скорость работы и стоимость. Для рассмотрения возьмем следующие продукты – пакет программ Sugal v.2.1, MatLab v.7.0 и Evolver v.5.0.

Пакет Sugal был разработан в середине 1990-х годов в Великобритании при университете г. Сандерленда. Это мощный инструмент, реализующий все теоретические достижения в области генетических алгоритмов по состоянию на 1996 год (последняя версия Sugal v. 2.1, выпущенная в 1999 году, имела лишь незначительные доработки, по сравнению с более ранней). Sugal рассчитан на работу с компилятором Borland C++ версии

3.1. и дает возможность создавать готовые к исполнению программы, как для пакетного, так и для диалогового режима. Из достоинству Sugal необходимо отметить большие возможности по настройке генетического алгоритма (около 90 параметров), удобный интерфейс при работе с уже готовой программой, возможность выводить результаты работы в диалоговом режиме. Возможности программы и примеры работы с ней описаны в [6].

Интерфейс Sugal представляет собой окно Windows (рис. 1), которое дает доступ к настройке параметров алгоритма и другим функциям программы, а также отображает график работы алгоритма.

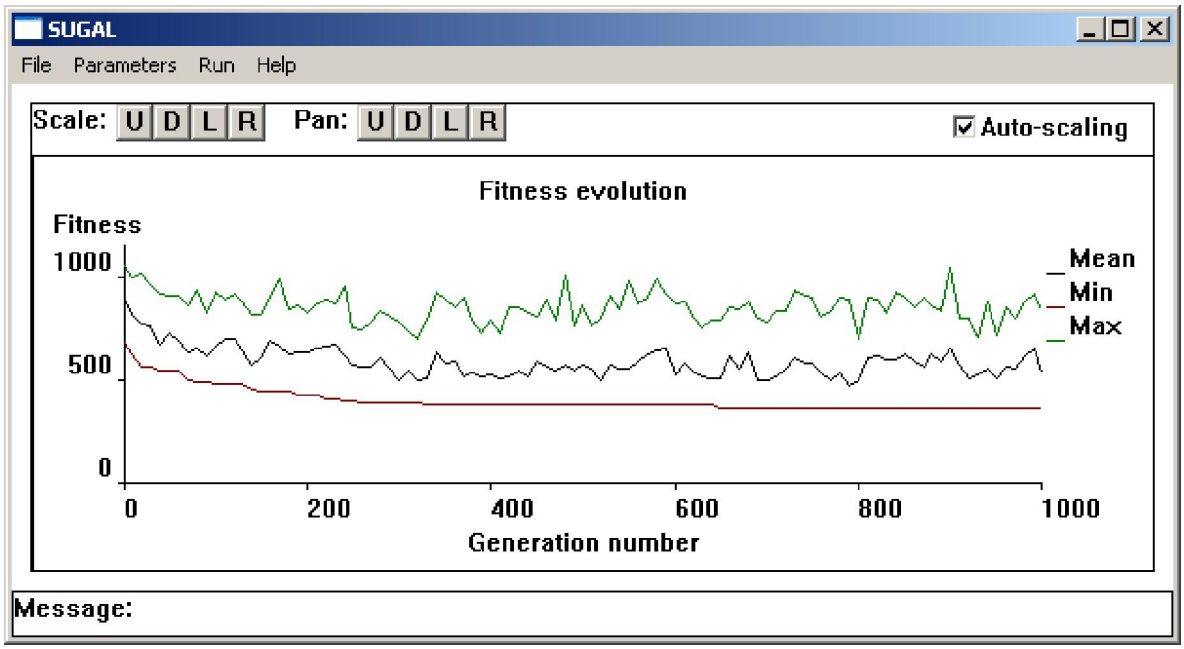


Рисунок 1 - Главное окно Sugal

Пример окна, с параметрами запуска алгоритма показан на рис. 2.

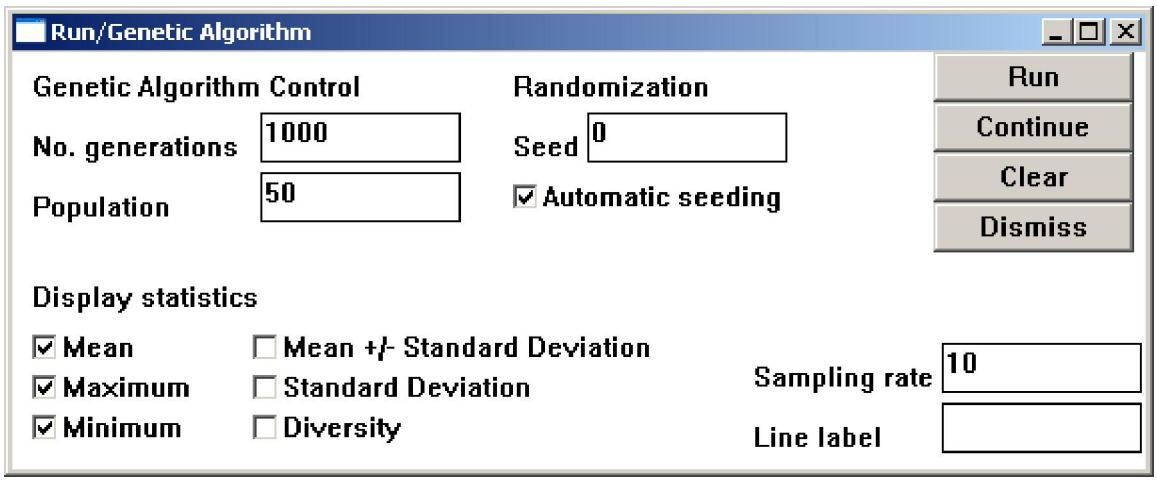


Рисунок 2 - Окно установки параметров алгоритма в Sugal.

Наличие интерфейса диалогового режима выгодно выделяет Sugal среди других генетических алгоритмов низкого уровня реализации. Однако написание программ под Sugal является наиболее трудоемким среди рассматриваемых продуктов. Хромосома в Sugal рассматривается как одномерный массив элементов, на основании которого пользовательская функция должна определить уровень приспособленности. Таким образом, при реализации модели необходимо определить структуру хромосомы и составить на языке C++ программу по определению её приспособленности. Это значительно увеличивает трудоемкость, но позволяет получить наибольшую гибкость моделей, а также оптимизирует скорость исполнения программы.

Одним из недостатков в использовании Sugal является то, что в этом пакете не учтены достижения теории генетических алгоритмов за последние 15 лет, которые улучшают сходимость, позволяют эффективно исследовать непрерывные функции и т.д. Однако, программный код пакета является открытым и принципиальная возможность добавления новых функций имеется.

Система MatLab разрабатывается и выпускается с 1984 года. В настоящее время она состоит из базового пакета и большого количества надстроек, при помощи которых реализуются различные дополнительные функции, в частности нейронные сети. Реализация генетических алгоритмов присутствует в MatLab начиная с версии 7.0. (2004 год). Поскольку компания MathWorks регулярно выпускает новые версии системы, в ней присутствует реализация всех новейших разработок в области генетических алгоритмов. Главное окно системы показано на рис. 3.

Работа с MatLab возможна как в командном, так и в программном режимах. По структуре используемый язык программирования напоминает Basic и гораздо проще в освоении, чем C++, используемый в Sugal. Поскольку система изначально ориентирована на математическую обработку информации, существенно облегчаются операции по преобразованию данных, а также по отображению результатов работы модели, включая трех-

мерные графики. Кроме генетических алгоритмов в состав MatLab входят пакеты для работы с нейронными сетями, статистического анализа, обработки сигналов и множество других.

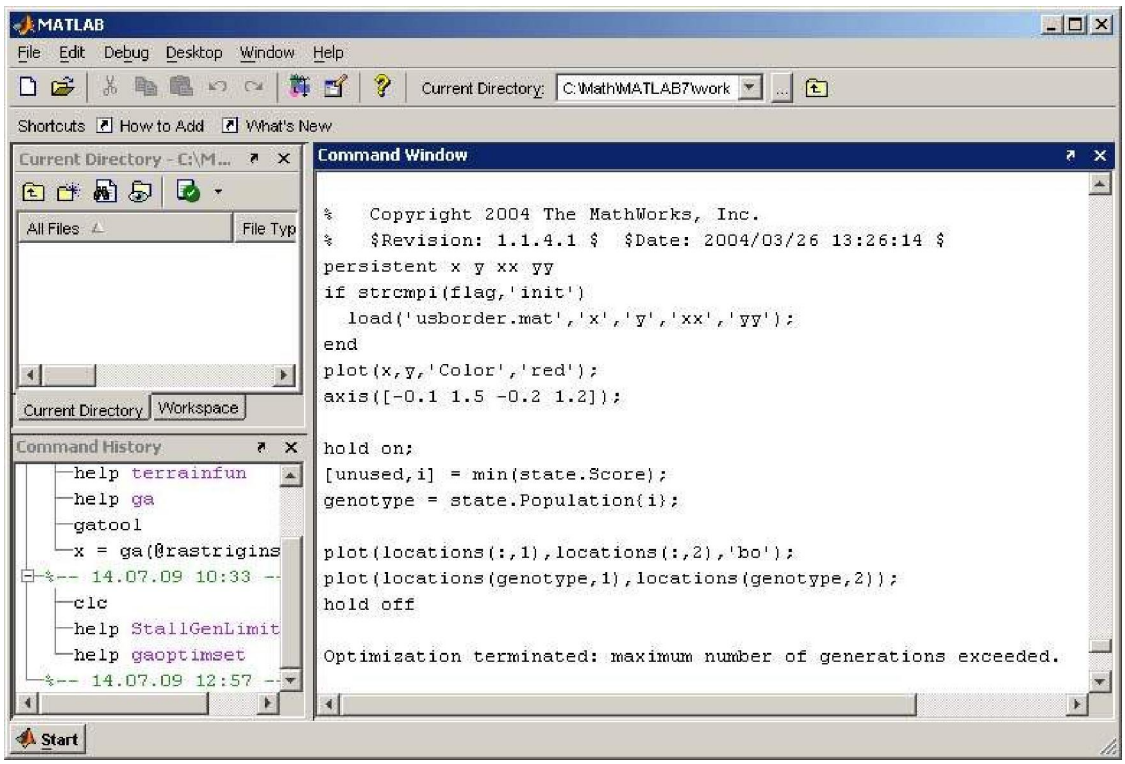


Рисунок 3 - Главное окно системы MatLab.

Реализация генетических алгоритмов в составе MatLab позволяет ограничиться только написанием функции приспособленности. При этом хромосома задается как набор переменных стандартных типов, что упрощает процесс кодирования/декодирования. Остальные параметры алгоритма можно задать в интерактивном режиме, как и в Sugal. Количество различных параметров настройки также велико.

Всё перечисленное делает MatLab проще в освоении, универсальнее и удобнее в использовании, чем Sugal. Вместе с тем, процесс моделирования в системе MatLab всё еще требует наличия навыков программирования, хотя и в меньшей степени, чем для низкоуровневого программного обеспечения.

Пакет Evolver версии 5.0 является представителем встраиваемого программного обеспечения реализации генетических алгоритмов. Рассматриваемая версия выпущена компанией Palisade в 2008 году.

Модель вводится в виде связанных между собой целевой функции, переменных и ограничений на стандартном листе Microsoft Excel. Управление работой Evolver производится через панель инструментов, откуда можно задать параметры модели (рис. 4), определить параметры оптимизации, составления отчетов и собственно параметры генетического алгоритма. Также с панели инструментов можно запустить оптимизацию.

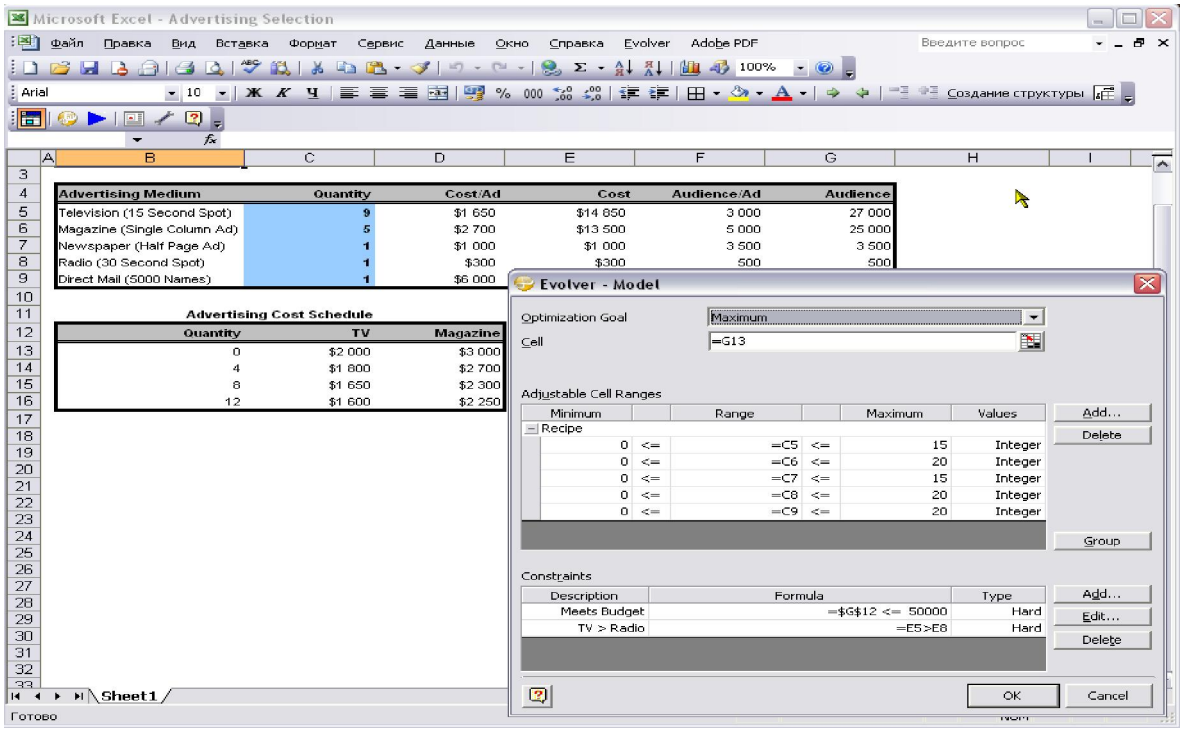


Рисунок 4 - Окно установки параметров модели в Evolver.

Работа с Evolver напоминает составление классической модели линейного программирования, а сама оптимизация происходит прозрачно для пользователя что существенно упрощает освоение данного программного продукта. Вместе с тем для моделей в Evolver действуют все основные преимущества генетических алгоритмов, такие как например произвольный вид оптимизируемых функций. Всё вместе это делает данный программный продукт наиболее удобным для использования в тех случаях, когда для решения задачи необходимо использовать возможности генетических алгоритмов, не вдаваясь в тонкости программирования.

Рассмотрим теперь скорость работы рассматриваемых программ. Суть проводимого тестирования сводится к тому, чтобы сравнить скорость

и качество работы исследуемых программных продуктов на решении одинаковых задач.

В качестве задачи рассмотрим известную проблему коммивояжера, в которой требуется найти минимальный путь объезда N городов по замкнутому маршруту. Если решать эту задачу методами перебора, то потребуется перебрать $\frac{(N-1)!}{2}$ возможных маршрутов. Эта задача не имеет практически реализуемого точного решения. Существуют только приближенные методы, одним из которых и является использование генетических алгоритмов.

Задача коммивояжера включена в примеры, прилагаемые ко всем рассматриваемым программным пакетам. При этом, однако, можно отметить, что в Sugal и Matlab расположение городов задается координатами, что более удобно, чем в Evolver, где в исходной таблице необходимо задать расстояния между всеми населенными пунктами. Кроме того, Sugal и Matlab в ходе решения задачи выводят на экран карту, на которой показан лучший из найденных алгоритмом маршрутов.

Время работы алгоритмов проверялось при решении задачи коммивояжера на карте из 20 городов при 1000 поколений популяции из 50 особей. Решение этой задачи методом перебора требует рассмотрения $6 \cdot 10^{16}$ комбинаций маршрутов, однако для генетических алгоритмов сходимость наступает настолько быстро, что точный замер времени работы становится невозможным. Поэтому тестирование проводилось на компьютере с процессором Pentium – II, работающим на частоте 366 МГц. Результаты тестирования показаны в табл.1.

Таблица 1.

Время работы генетических алгоритмов при решении задачи коммивояжера

№пп	Программный пакет	Время работы, с.	Примечание
1.	Sugal 2.1	4	–
2.	Matlab 7.0	26	Алгоритм сошелся уже через 200 поколений
3.	Evolver 5.0	35	Для схождения алгоритма понадобилось 3000 поколений

Как видно из табл. 1, наилучшие по времени результаты показал алгоритм, реализованный на базе пакета Sugal. Во всех тестах, после тысячи поколений алгоритм сошелся, то есть значение функции приспособленности переставало улучшаться. Однако, необходимо отметить, что не во всех запусках было найдено оптимальное решение. Иногда выбранный алгоритмом маршрут отличался от кратчайшего (найденного по результатам других запусков) на 10-15%.Алгоритм, реализованный в пакете Matlab, показал второй результат по времени работы, значительно уступив по этому параметру Sugal. Однако качество работы Matlab оказалось гораздо выше. Так, анализ динамики значений функции приспособленности (рис. 5) показывает, что алгоритм сошелся уже через 200 поколений, что является лучшим результатом среди рассматриваемых программ. Субъективный анализ карты с маршрутом объезда городов позволяет сделать вывод о том, что найденное решение весьма близко к оптимальному. Такой результат можно объяснить реализацией в Matlab современных моделей кроссовера и селекции, улучшающих сходимость алгоритма.

Однако при решении задачи в Matlab были выявлены и недостатки. При включении графиков, динамически показывающих прогресс работы алгоритма (карту маршрута и значение функции приспособленности), скорость работы замедлилась примерно в 15 раз. Так, при прочих равных параметрах, на 200 поколений было потрачено 78 секунд.

Несмотря на то, что по заявлению фирмы производителя, скорость работы пакета Evolver 5.0, по сравнению с более ранними версиями возросла примерно в 20 раз [7], по времени решения тестовой задачи эта среда генетической оптимизации всё равно является худшей из протестированных. Скорость сходимости алгоритма решения задачи также оказалась не очень хорошей, поскольку схождение наступало только после 3000 поколений (в Sugal – после 1000 поколений, а в MatLab – после 200). Низкая скорость работы алгоритма обусловлена свойствами пакета Microsoft Office, не рассчитанного на решение таких ресурсоёмких задач, как генетическая оптимизация. Что же касается второго недостатка, то наиболее вероятной причиной этого является применение разработчиками упрощенных вариантов генетических алгоритмов, поскольку разработанные за по-

следние годы более совершенные модели генетического поиска (гибридные, многоуровневые, параллельные и др.), улучшающие сходимость, но требующие больших вычислительных мощностей, не фигурируют ни в описании Evolver, ни в списке возможных настроек.

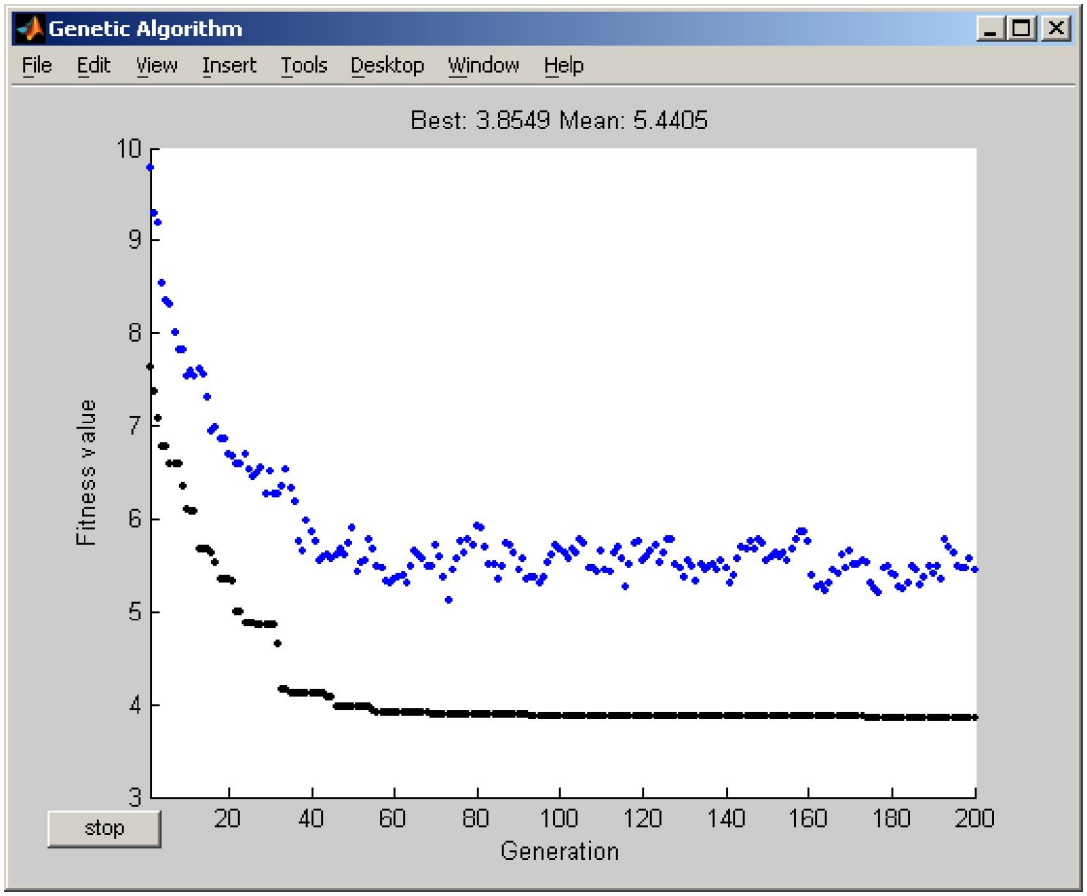


Рисунок 5 - Динамика изменения функции приспособленности при решении задачи коммивояжера в Matlab 7.0.

Сравним теперь стоимость программных продуктов для решения задач генетической оптимизации (табл. 2). Кроме рассмотренных выше продуктов, включим в это сопоставление также пакет генетической оптимизации *Gene Hunter*, выпускаемый компанией *Ward Systems*. Как и *Evolver*, он относится к категории встраиваемого ПО и имеет похожий интерфейс, однако поскольку компания-производитель не предлагает ознакомительную версию программы, протестировать скорость её работы не представилось возможным. Кроме того, поскольку практически все производители кроме реализации генетических алгоритмов предлагают также и нейросетевые

программные продукты, целесообразно проанализировать их общую стоимость.

Таблица 2.

Стоимость программных продуктов для решения задач генетической оптимизации

Продукт	Цена, USD				Наличие других версий
	Самостоятельно		В комплекте с нейросетями		
	Коммерч.	Академ.	Коммерч.	Академ	
Gene Hunter	595	–	1395	–	–
Evolver	£ 750 =$1275*	-50% =$637	£ 1695** =$2880	-50% =$1440	пробная, студенческая
MathLab + ГА ***	1000+800 =1800	500+200 =700	1000+800+1000 =2800	500+200+200 =900	–
Sugal	0	0	–	–	–

* стоимость одного фунта стерлингов на момент написания статьи составляла 1,7 доллара США

** в состав полного пакета программ *DecisionTools Suite* входит кроме нейронных сетей и генетических алгоритмов еще четыре программных продукта – анализ рисков, деревья решений, статистика и метод Монте-Карло.

*** состоит из стоимости базового пакета MatLab и стоимости соответствующих дополнений.

Как видно из анализа табл. 2, с позиции стоимости, наибольшие преимущества имеет пакет Sugal, поскольку может быть использован совершенно бесплатно. Из остальных программных продуктов выделить однозначного лидера затруднительно. При покупке программы только для задач генетической оптимизации самая низкая стоимость у GeneHunter. Однако при необходимости в системе для решения комплекса задач искусственного интеллекта, оптимальным решением для учебных заведений будет покупка MatLab. Для предприятий же оптимальным решением и в этом случае остается приобретение GeneHunter. Однако, при этом следует учитывать, что в состав полного пакета Evolver кроме нейронных сетей и генетических алгоритмов входят и другие методы анализа данных, что в некоторых случаях может повлиять на принятие решения о покупке программного продукта.

Таким образом, можно сформулировать следующие преимущества и недостатки рассмотренных типов программных продуктов (табл. 3).

На основании табл. 3 и всего проведенного исследования можно сделать следующие выводы о целесообразности использования различных типов программного обеспечения:

Низкоуровневое ПО, рассмотренное на примере Sugal 2.1, отличается высоким быстродействием, и распространяется на свободной основе. Это делает его оптимальным для решения либо единичных задач, когда важна низкая стоимость ПО, либо для решения множества однотипных задач, отличающихся лишь входными данными, когда важным оказывается высокое быстродействие. Решающим условием при выборе рассмотренного пакета Sugal является возможность написания программ на языке C++.

Специальное ПО рассмотрено на примере пакета MatLab 7.0, который является одним из самых мощных современных математических инструментов. Для работы с MatLab достаточно элементарных навыков программирования на языке типа Basic. Трудоемкость работы после освоения пакета находится на уровне встраиваемого ПО. В то же время возможности пакета допускают решение задач любой сложности. Таким образом, использование MatLab оптимально в учебных и научных организациях, а также в учреждениях, занимающихся коммерческим использованием генетических алгоритмов для решения практических задач.

Встраиваемое ПО, рассмотренное на примере пакета Evolver 5.0, является наиболее простым в освоении и использовании инструментом генетической оптимизации, поскольку интегрируется в стандартный офисный программный продукт, Microsoft Excel и следовательно обеспечивает пользователю знакомую среду разработки. Это единственный программный продукт из рассмотренных, который позволяет решать задачи в режиме, близком к интерактивному. Немаловажным достоинством Evolver является наличие бесплатной пробной версии пакета, благодаря чему можно в течение 15 дней, без каких либо финансовых затрат изучить основные возможности генетической оптимизации, ознакомиться с имеющимися примерами и решить собственные задачи.

Таблица 3.

Характеристика основных типов программного обеспечения реализации генетических алгоритмов

№пп	Тип	Представители	Преимущества	Недостатки	Итоговая характеристика
1	Низкоуровневое	Sugal	Самая высокая скорость работы. При наличии квалифицированных программистов может быть расширено новыми функциями. Распространяется бесплатно.	Требуется квалифицированный программист. Большая трудоемкость решения задач. Отсутствует поддержка и обновление ПО	
2	Специальное	MatLab	Быстрая сходимость алгоритма. Регулярные обновления, с учетом последних научных достижений. В сочетании с другими компонентами пакета образует самый мощный современный комплекс математического ПО	Трудоемкость освоения продукта и решения задач средней сложности выше, чем у встраиваемого ПО. Высокая стоимость.	
3	Встраиваемое	Evolver, GeneHunter	Простота освоения и решения задач малой и средней сложности.	Низкая скорость работы, плохая сходимость алгоритма. Не реализованы современные достижения в области ГА. Сложно «разбираться» в готовом приложении. Высокая стоимость.	Можно рассматривать, как развитие функции «подбор параметра».

В то же время рассмотренному пакету свойственны такие недостатки, как низкая скорость работы и более длительная, чем у других рассмотренных продуктов, сходимость алгоритма. Таким образом, областью применения Evolver являются задачи небольшого и среднего уровня сложности. Его использование целесообразно в том случае, когда возникает необходимость применения именно генетической оптимизации, но нет возможности детального изучения всех тонкостей генетических алгоритмов.

Evolver лучше всех рассмотренных продуктов подходит для изучения возможностей генетических алгоритмов в учебных заведениях на тех специальностях, где программирование не является одним из основных профильных предметов, а также для использования на предприятиях и в учреждениях для решения текущих оптимизационных задач.

Таким образом, можно отметить, что в настоящее время на рынке программного обеспечения представлен достаточно широкий спектр инструментальных средств генетического моделирования, каждое из которых имеет определенные преимущества перед конкурентами, по стоимости, спектру решаемых задач, либо удобству использования. Это позволяет значительно облегчить процесс составления генетической модели, поскольку в зависимости от возможностей разработчика и характеристик экономической задачи можно выбрать оптимальный инструмент её решения.

Однако, исследование также показало, что существующее программное обеспечение ещё далеко от совершенства. Так, разработчикам следовало бы попытаться объединить достоинства специального и встраиваемого ПО, что могло бы дать широкому кругу ученых-экономистов мощный инструмент для поиска оптимальных решений возникающих задач.

Литература

1. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: Монографія / Під заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.

2. *Лысенко Ю. Г., Минц А. Ю., Стасюк В. Г.* Поиск эффективных решений в экономических задачах. – Донецк: ДонНУ; ООО “Юго-Восток, Лтд”, 2002. – 101 с.

3. *Хатимлянский А.* Генетические алгоритмы в MetaTrader 4. Сравнение с прямым перебором оптимизатора. http://articles.mql4.com/ru/135

4. *Минц А. Ю., Петрачкова Е. Л.* Генетическая модель оптимизации рефлексивных воздействий при взаимодействии предприятия с потребителями // Вісник економічної науки України. – 2006. – №2(10). – С. 129-134

5. Википедия – свободная энциклопедия. Статья «Генетический алгоритм». http://ru.wikipedia.org/wiki/Генетический_алгоритм

6. *Лысенко Ю.Г., Иванов Н.Н., Минц А.Ю.*. Нейронные сети и генетические алгоритмы, учебное пособие.– Донецк: ДонНУ; ООО "Юго-Восток, Лтд", 2003. – 230 с.

7. Palisade Corporation. Official website. http://www.palisade.com/

Генетичні алгоритми відносяться до того ж класу інструментальних засобів пошуку ефективних економічних рішень, що і нейронні мережі, а також вони є одним з найбільш ефективних алгоритмів навчання нейронних мереж. У цій статті дається огляд завдань, для вирішення яких застосовуються генетичні алгоритми, а також розглядаються засоби програмної реалізації генетичних моделей. Довгий час саме слабкість цих засобів була основною перешкодою до широкого застосування генетичних моделей для пошуку оптимальних рішень в економічних задачах. Аналіз основних категорій сучасного програмного забезпечення показав, що його використання дозволяє істотно знизити трудомісткість генетичного моделювання і максимально наблизити його до інтерактивного сценарію.

ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, ІНСТРУМЕНТАЛЬНІ ЗАСОБИ, ГЕНЕТИЧНІ АЛГОРИТМИ, ЕВОЛЮЦІЙНІ МЕТОДИ, ПОШУК РІШЕНЬ, SUGAL, MATLAB, EVOLVER.

Genetic algorithms belong to the same subset of tools to find effective economic solutions, as neural networks, and are one of the most effective learning algorithms of neural networks. This article provides an overview of the tasks for which the genetic algorithm is applied, and discusses the tools of software implementation of genetic models. For a long time, the weakness of these tools was the main obstacle to wider application of genetic optimization models. Analysis of the main categories of modern software has shown that its use can significantly reduce the complexity of the genetic model and to approximate it to the interactive scenario.

ECONOMIC-MATHEMATICAL MODELING, MODELING TOOLS, GENETIC ALGORITHMS, EVOLUTIONARY METHODS, SEARCH FOR SOLUTIONS, SUGAL, MATLAB, EVOLVER.

Николаенко Д. В.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ВЫБОРА ПОСТАВЩИКА В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ КОНКУРСНЫМИ ЗАКУПКАМИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Проанализирована процедура конкурсных закупок в Украине. Выделены основные недостатки существующей на сегодняшний день методики оценки предложений. Предложена и описана модель оценки тендерных предложений, основанная на использовании искусственной нейронной сети.

Ключевые слова: МОДЕЛИРОВАНИЕ, ТЕНДЕР, УПРАВЛЕНИЕ, КОНКУРСНЫЕ ЗАКУПКИ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ.

Основным механизмом осуществления государственных закупок в Украине являются конкурсные торги, которые сегодня стали нормой для большинства развитых и развивающихся стран мира, как для предприятий государственной, так и иных форм собственности. Данная процедура регламентируется законодательствами стран, так, например, в Украине, проведение конкурсных торгов для организаций с государственной формой собственности регламентируется законом Украины [2]. Вместе с тем в последнее время все большее внедрение в практику хозяйственной деятельности получают системы электронного ведения бизнеса. Предприятия Украины основываясь на законодательстве организовывают закупку товаров работ и услуг посредством электронных тендерных торгов [1]. На сегодняшний день функционируют информационные системы в сети Internet, как, например, «Портал «Государственные закупки Украины» (www.zakupivli.com), информационная система «Электронные государственные закупки Украины» (www.e-tenders.kiev.ua), (www.ua-tenders.com) осуществляющие процесс проведения электронных закупок, тем не менее, существует еще ряд проблем, связанных с переходом отдельных сфер деятельности предприятий на новый информационный уровень.

Исследованиям в данном направлении сегодня уделяется немало внимания среди таких отечественных авторов, как В.В.Смиричинский [6], Ю.Сколотяный [5], В.М.Геец, так и зарубежных К.В.Кузнецов, М.М.Галлеев, Р.С.Сафиуллин. Несмотря на большое внимание к данной

проблеме, одной из основных задач, требующих решения на сегодняшний день, является задача построения модели оценки тендерных предложения с возможностью детального анализа значительного числа факторов, способной приспосабливаться к динамически изменяющимся условиям внешней и внутренней среды. В работе [3] автором уже предпринимались попытки постановки и формализации задачи математического моделирования системы электронных торгов.

На предприятиях с государственной формой собственности существуют методики оценки тендерных предложений, которые базируются на законодательном поле Украины, но разрабатываются внутренними службами самих организаций. И, например, управление по координации государственных закупок Министерства экономики АРК, выделяет следующие недостатки такого подхода:

– методика оценки никак не детализирована в части объективного механизма присуждения баллов по установленным критериям, а предусматривает лишь простое голосование членов тендерного комитета или по всем сразу, или по каждому критерию в отдельности, которое предопределяет преимущественно субъективный подход;

– формулирование критериев оценки носят общий характер, который может быть легко использован для манипулирования оценкой, совершения дискриминационных действий.

– определение из числа установленных критериев основных и дополнительных и установление права заказчика по собственному усмотрению выбирать основные критерии из общего их количества для осуществления оценки тендерных предложений. В этом случае разные тендерные предложения участников могут быть оценены заказчиком по разным критериям, что является дискриминацией.

Из вышесказанного следует, что не смотря на законодательное регулирование тендеров проблема построения модели оценки тендерных предложений, базирующейся на принципах открытости, оптимальности и адекватности является первостепенной задачей.

В статье для решения данной задачи предлагается использование аппарата нейросетевого моделирования с целью выработки единой методики, опирающейся на действующее законодательство и способной объективно и адекватно оценивать полученные данные и приспосабливаться к динамическим изменениям внешней и внутренней среды. Задача математического моделирования системы конкурсных закупок в такой постановке возникает в связи с решением более общей задачи моделирования информационно-аналитического комплекса управления конкурсными закупками в контексте виртуализации экономических явлений и сущностей. Опираясь на законодательство Украины [2] рассмотрим следующую задачу: имеется участник торгов – покупатель с желанием приобрести товар, удовлетворяющий покупателя некоторым набором своих потребительских характеристик. Имеется участник торгов – продавец с желанием продать товар, имеющий некоторый набор потребительских характеристик. Требуется построить математическую модель, позволяющую покупателю выбрать товар оптимальным образом.

Структура искусственных нейронов и сети зависят от конкретных приложений. Поэтому синтез модели в каждом отдельном случае является нетривиальной задачей [4; 7]. Для данной задачи структура искусственного нейрона может быть представлена в виде, представленном на рисунке 1.

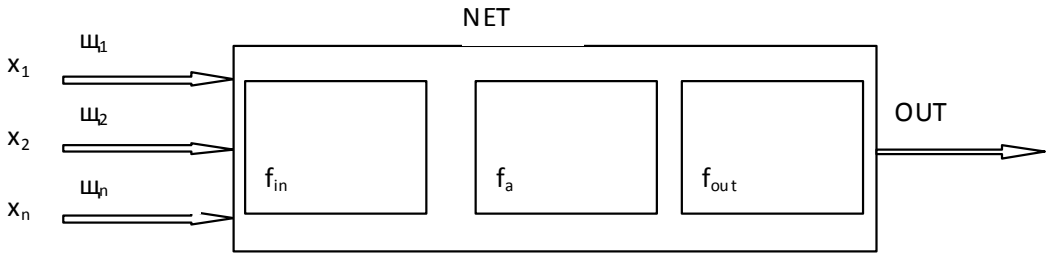


Рисунок 1 - Структура искусственного нейрона

где x_i - входной сигнал нейрона; ω_i - веса входных сигналов; f_{in} - входной оператор, преобразующий сигналы и подающий их на оператор активации f_a; f_a - оператор активации нейрона, подающий сигнал на выходной оператор f_{out}; f_{out} - генерирует выходной сигнал нейрона; NET - деятельность нейрона; OUT - выходной сигнал нейрона.

В общем виде нелинейный оператор преобразования вектора входных сигналов в выходной сигнал нейрона может быть записан в виде:

$$OUT = f_{out}(f_a(f_{in}(\overline{x}, \overline{\omega}))) \quad (1)$$

Связанные между собой нейроны образуют искусственную нейронную сеть. В зависимости от сложности решаемой задачи персептроны могут быть однослойными и многослойными. Для решаемой задачи имеет смысл предположить, что нейронная сеть будет двухслойной полносвязной. Первый слой – будет осуществлять предварительную обработку входных данных, количество нейронов в нем будет соответствовать количеству характеристик товара, второй – выходной – преобразование входных сигналов в соответствии с заданными функциями. Выходной слой будет состоять из одного нейрона, на вход которого будут подаваться выходные сигналы со всех нейронов первого слоя.

Связи между нейронами задаются в виде вектора $\Omega=(\omega_i)$ размерности N, где N – количество нейронов входного слоя, зависящее от количества анализируемых характеристик товара. Для правильной и адекватной работы персептрона необходимо установить веса (синапсы) связей. В этом случае имеет смысл говорить об использовании некоторого метода обучения сети. От того насколько удачно установлены веса, зависит эффективность функционирования сети. Дельта-правило обучения предложеное Б. Уидроу и М.Е.Хоффом [8] является наиболее подходящим для искусственных нейронных сетей прямого распространения [4]. Основной принцип его заключается в том, что если имеется возможность установить расхождение между желаемым и полученным результатами, это расхождение может быть устранено или уменьшено путем изменения весовых коэффициентов. Обучение нейронной сети по методу обратного распространения ошибки на данных предыдущих периодов позволит настроить веса таким образом, что решение, получаемое сетью по предоставляемым данным будет наиболее оптимальным.

В качестве характеристик товара примем такие критерии как цена, срок поставки, условия оплаты. Пусть согласно закону [2] для характеристики цена вес будет составлять 70% или 0,7. Для характеристик срок по-

ставки и условия оплаты веса, установленные произвольно, будут составлять 20% и 10% или 0,2 и 0,1 соответственно. Таким образом нейронная сеть будет состоять из трех нейронов первого слоя и одного нейрона второго слоя, т.е. будет иметь следующий вид (рис. 2):

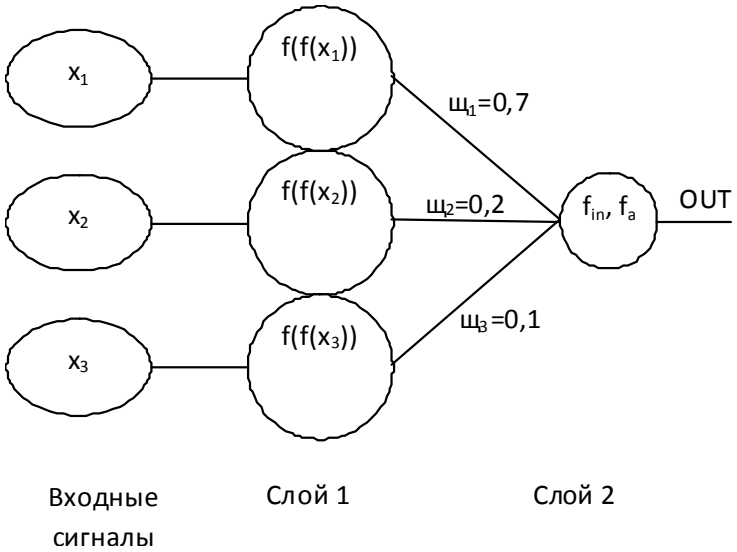


Рисунок 2 - Общая структура нейронной сети

$$f_{in}(\overline{x_i}) = x_i - 5, \tag{2}$$

$$f_{(z)} = \begin{cases} 1, z > \alpha_2; \\ kz, \alpha_1 \le z \le \alpha_2; \\ -1, z < \alpha_1. \end{cases} \tag{3}$$

где α_1=-5, α_2=5, k=0,2.

На вход сети подаются сигналы – характеристики товара предварительно представленные на промежутке от 0 до 10, где 0 самая низкая оценка, 10 – самая высокая оценка данной характеристики отдельного товара. В качестве входного оператора для нейронов первого слоя примем функцию вида (2) которая преобразовывает значения характеристик смещая их на промежуток от -5 до 5 приводя в вид, необходимый для их дальнейшей обработки, а в качестве активационной функции – линейную биполярную функцию с насыщением (3). График этой функции представлен на рисунке 3. Оператор активации подает сигналы на выход, преобразовывая их в соответствии с выбранной функцией.

На втором слое на вход нейрона подаются выходные значения первого слоя, и преобразовываются в соответствии с входным оператором (4) – сумма взвешенных входов. Полученное значение обрабатывается функцией активации называемой сигмоидальной функцией (5), график этой функции представлен на рисунке 4.

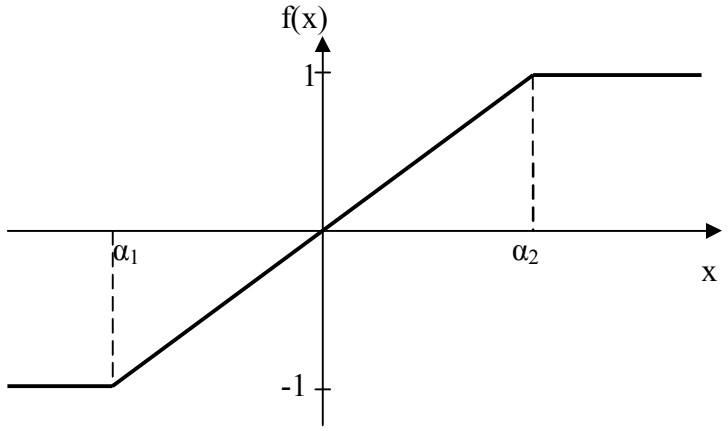


Рисунок 3 - Линейная биполярная функция активации с насыщением

$$f_{in}(\overline{x}, \overline{\omega}) = \sum_{i=1}^{N} x_i \omega_i \,, \tag{4}$$

$$f_a(z) = \frac{1}{1 + \exp(-f_{in}(\overline{x}, \overline{\omega}))} \,. \tag{5}$$

На выходе сети имеем значение OUT определяемое по формуле (6). Оно представляется в виде числа от 0 до 1. Максимальное значение выхода сети среди всех полученных по результатам анализа подаваемых на вход данных будет соответствовать решению об акцепте данного предложения.

Тем не менее, как уже упоминалось ранее, следует принимать во внимание динамичность внешней и внутренней среды рассматриваемой системы, колебания которой будут приводить к отклонению получаемых данных от оптимума. Решение данной проблемы, как упоминалось ранее, возможно за счет применения парадигмы обучения.

$$OUT = f_a(f_{in}(\overline{x}, \overline{\omega})) \,. \tag{6}$$

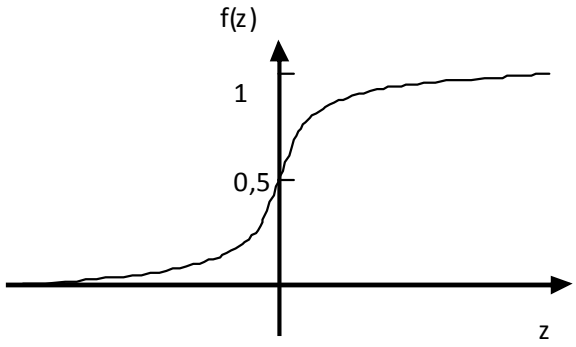


Рисунок 4 - Сигмоидальная функция активации

Осуществляя оценку эффективности работы модели в сложившихся на данный момент условиях и анализируя полученные результаты, может быть рассчитано отклонение, на основе которого произведено переобучение сети. Полученные в результате повторной проработки данных результаты будут в значительно большей степени соответствовать сложившейся на данный момент ситуации.

Возможность постоянного анализа результатов и изменения модели в соответствии с изменениями во внешней и внутренней среде в режиме реального времени, достигаемая посредством использования аппарата нейросетевого моделирования, будет способствовать значительному повышению эффективности системы конкурсных закупок в целом.

В ходе дальнейшего исследования модель может быть расширена за счет включения большего числа анализируемых характеристик, что позволит значительно повысить оптимальность принимаемого решения и эффективность функционирования системы.

Литература

1. Государственные закупки. Сборник нормативно-правовых актов и методических материалов – К.: Информативно-консультативный учебный центр при торгово-промышленной палате Украины, 2006. – 335 с.

2. Закон Украины «Об осуществлении государственных закупок» от 30.07.2010 № 2289-VI «Голос Украины» 30.06.2010 № 118 (4868)

3. *Николаенко Д. В.* Математическое моделирование поведения абстракции «Торг» / Д.В.Николаенко // Компьютерное моделирование экономики. Кривой Рог: КЭИ КНЭУ им. В.Гетьмана, 2006. – С. 107-109

4. *Руденко О. Г.* Искусственные нейронные сети: Учебное пособие / О.Г.Руденко, Е.В.Бодянский – Харьков: ООО «Компания СМИТ», 2005. – 408 с.

5. *Сколотяний Ю.* Рівень ризику в сфері українських держзакупівель – високий. Про це свідчать висновки нового звіту Світового банку / Ю.Сколотяний // Дзеркало тижня. – 2007. – № 26 (665). – С. 5-9.

6. *Смиричинський В. В.* Прок'юремент як механізм формування конкурентоспроможного ринку державних закупівель європейського типу в Україні / В.В.Смиричинський // Журнал «Конкуренція». – 2004. – № 4. (13). – С. 8-12

7. *Patterson D.* Artificial Neural Networks, Theory and Application. – Singapore: Prentice Hall Inc., 1996.

8. *Widrow B., Hoff M.E.* Adaptive Switching Circuits / IRE WESCON Convention Record – New York, IRE, 1960. – P. 96–104.

Проаналізовано процедуру конкурсних закупівель в Україні. Виділено основні недоліки існуючої на сьогодні методики оцінки пропозицій. Запропоновано та описано модель оцінки тендерних пропозицій, що базується на використанні штучної нейтронної мережі.

МОДЕЛЮВАННЯ, ТЕНДЕР, УПРАВЛІННЯ, КОНКУРСНІ ЗАКУПІВЛІ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ.

Procedure of competitive purchases in Ukraine is analysed. Selected the basic lacks of existing for today method estimation of suggestions. Offered and described model of of estimation of tender suggestions, based on the neural network modelling.

MANAGEMENT, MODELING, TENDER, COMPETITIVE PURCHASES, NEURAL NETWORKS.

Половян А. В., Тарасова М. Ю.

ДИФФЕРЕНЦИРОВАНИЕ СТАВОК ЭКОЛОГИЧЕСКОГО СТРАХОВАНИЯ

На основе анализа рынка страховых услуг и природоохранного законодательства Украины предложен дифференцированный подход к установлению ставок экологического страхования в сфере специального водопользования. Для распределения административно-территориальных единиц по группам в соответствии с уровнем техногенной нагрузки на природные водные объекты использована нейросетевая модель.

Ключевые слова: ЭКОЛОГИЧЕСКОЕ СТРАХОВАНИЕ, НЕЙОСЕТЬ, МОДЕЛЬ, ПРИРОДНЫЕ РЕСУРСЫ, КЛАСТЕРИЗАЦИЯ, МНОГОМЕРНЫЙ АНАЛИЗ

Экологическое страхование является одним из инструментов обеспечения устойчивого развития. Несмотря на то, что Законом Украины «Об охране окружающей природной среды» предусмотрен механизм экологического страхования (рис. 1), специализированный закон, регулирующий практическое внедрение и функционирование механизма экологического страхования, отсутствует, и регулирование в данной сфере осуществляется на основе Закона Украины «О страховании» [1-3].

Исследование экономико-экологического инструментария, одним из важнейших составляющих которого является экологическое страхование, проводилось в работах как зарубежных (С. Боголюбов [4], М. Васильева [5], Г. Моткин [6], А. Орлов, В. Федосеев [7]), так и отечественных ученых (Б. Данилишин, С. Дорогунцов, В. Мищенко [8], О. Веклич [9], В. Паламарчук, О. Савченко [10], Ю. Заикин [11], М. Мных [12], В. Гаврилов [13], С. Харичков, Н. Андреева [14], Ю. Стадницкий [15], И. Синякевич [16]).

Страховой рынок Украины имеет неравномерную региональную структуру. Наибольшее количество страховых компаний находится в г. Киеве и Киевской области (67,5% страховых платежей и 62,4% страховых выплат). В индустриальных регионах данные показатели составляют соответственно 23,1 и 19,5% (табл. 1) и как свидетельствуют данные, приведенные на рис. 2, приоритет предоставляется работе с юридическими

лицами, которые используют страхование как одно из средств оптимизации налоговой нагрузки [17].

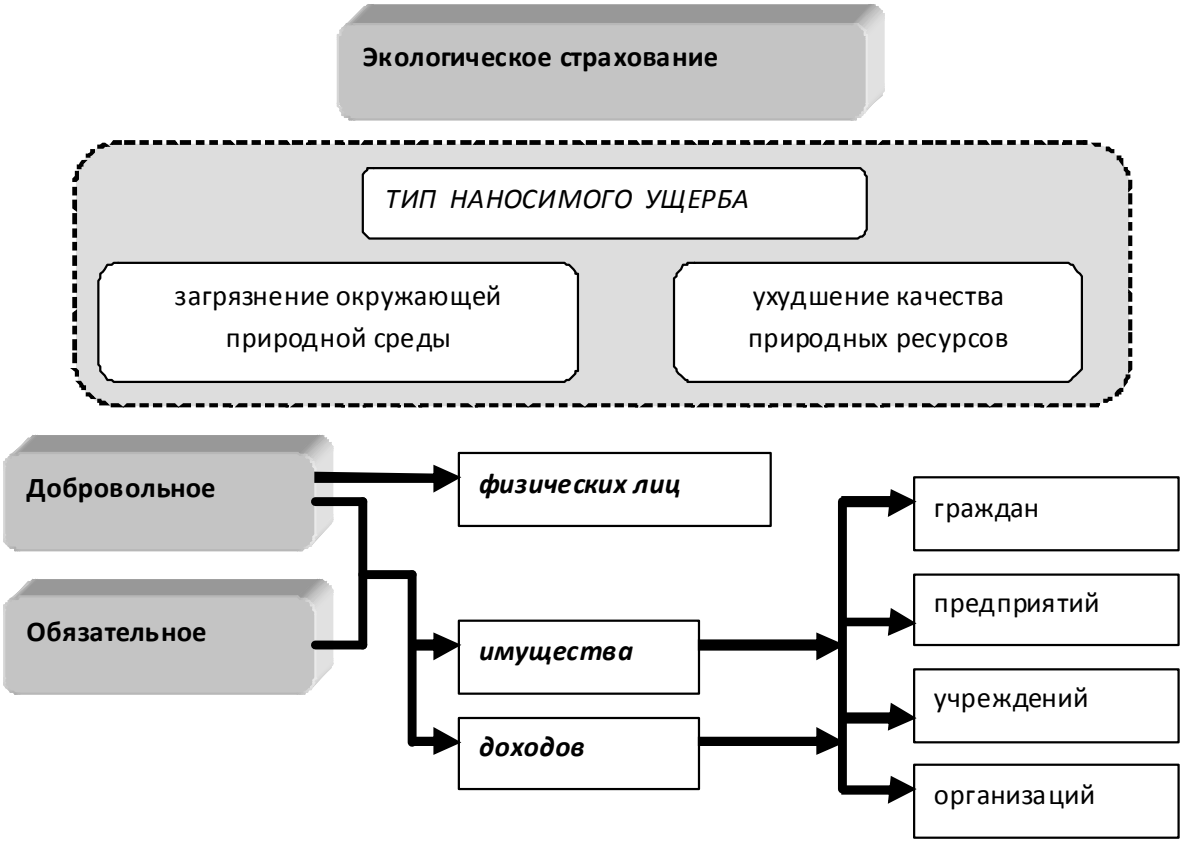


Рисунок 1 - Схема экологического страхования, предусмотренная законодательством Украины

Таблица 1

Распределение страховых платежей

Индустриальные регионы	Удельный вес	
	страховых платежей, %	страховых выплат, %
Донецкая область	6,5	5,8
Днепропетровская область	7,2	5,4
Харьковская область	4,4	5,8
Луганская область	0,5	0,1
Запорожская область	4,5	2,4

При этом следует отметить, что индустриальные территории Украины со значительной концентрацией производственных мощностей, ресурсной ориентированностью промышленности и высокой плотностью населения являются очагами широкого спектра экологических рисков и угроз.

Таким образом, практическое применение схем экологического страхования в качестве инструментов накопления средств и компенсационного механизма позволит возместить затраты на ведение природоохранной деятельности, покрытия ущерба от загрязнения окружающей среды и предотвращения ускоренного истощения природных ресурсов.

Ухудшение экологической ситуации во многом обусловлено отсутствием достаточного объема финансирования природоохранных проектов государством и хозяйственными субъектами. В этих условиях одним из источников финансирования становятся экологические страховые фонды. Создание системы экологических страховых фондов, включающая страховые фонды предприятий, фонды взаимного страхования предприятий и фонды страхования экологического риска позволяет сформировать финансовую основу экологического страхования и служит действенным стимулом для предпринимателей, побуждая их: самостоятельно анализировать эффективность функционирования в сфере природоохранной деятельности; стремиться к выбору оптимального соотношения денежных средств, составляющих соответствующий резерв; осуществлять переход от практики ведения природоохранных мероприятий «на конце трубы» к внедрению прогрессивных технологий изначально позволяющих сократить уровень техногенной нагрузки на окружающую среду.

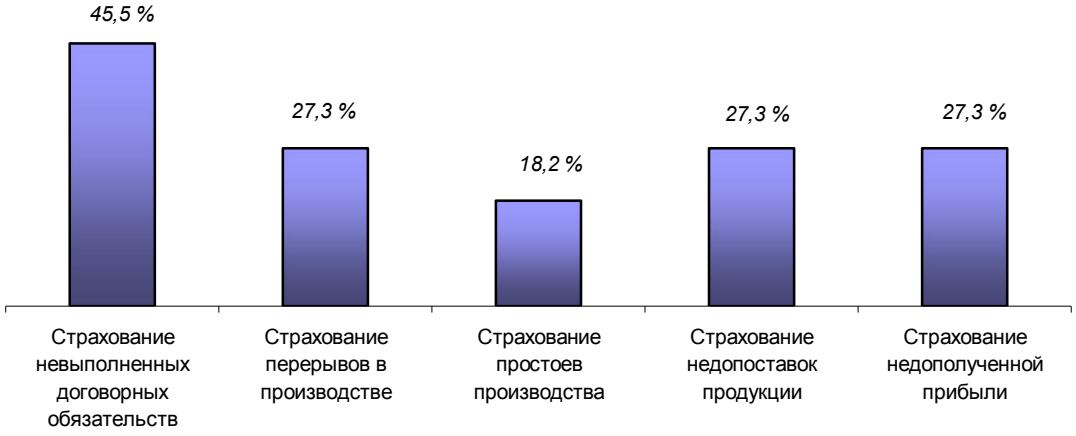


Рисунок 2 - Преобладающие виды страхования коммерческих и финансовых рисков в индустриальных регионах (в % к количеству страховых предприятий)

Исходя из этого, экологическое страхование может развиваться в трех направлениях:

– распределение ответственности по вероятным рискам аварийного загрязнения окружающей среды;

– создание гибкой системы страхования в отношении объектов, деятельность которых сопряжена с относительно высоким экологическим риском (существует неопределенность в оценке последствий деятельности конкретного предприятия – источника экологических нарушений);

– страхование инвестиций в экологически рискованные объекты.

Следовательно, эффективность внедрения системы экологического страхования во многом зависит от дифференцирования тарифов и основы определения ставок страховых взносов: величины возможного ущерба, частоты наступления страхового случая и т.д. Таким образом, целью данной работы является усовершенствование инструментария актуарных расчетов установления дифференцированных страховых ставок для территориальных образований в сфере специального водопользования.

Под экологическим страхованием подразумевается страхование гражданско-правовой ответственности владельцев потенциально опасных объектов в связи с необходимостью возмещения ущерба нанесённого третьим лицам (реципиентам) вследствие загрязнения или ухудшения качества природных ресурсов обусловленного деятельностью данного объекта [18]. Следовательно, первоочередной задачей экологического страхования является удовлетворение потребностей в упреждении экологических рисков и компенсации убытков, вызванных загрязнением окружающей среды. Компенсация ущерба, наносимого третьим лица и самому страхователю, достигается за счет уменьшения издержек на проведение противоаварийных и природоохранных работ, выполняемых за счет страховщика. Таким образом, в качестве основных задач экологического страхования выделены:

1) аккумулирование денежных ресурсов для покрытия непредвиденных расходов, возникающих в результате:

– техногенных аварий наносящих или способных нанести ущерб компонентам окружающей среды и / или здоровью населения;

– стихийных бедствий, обусловленных природными причинами;

2) создание и финансовая поддержка специализированных фондов по охране окружающей природной среды и предотвращению загрязнения.

Ключевым элементом страхования является используемая система тарифных ставок. Ее гибкость во многом обусловливает эффективность всей системы страхования. Важной составляющей процесса дифференцирования тарифных ставок является распределение объектов страхования в однородные группы, что позволяет назначить для каждого объекта индивидуальный страховой тариф и придает системе страхования значительную гибкость. При этом следует отметить, что не существует единого подхода к разделению объектов страхования на группы [19].

Для первоначального разделения исходной совокупности объектов-загрязнителей рекомендуется воспользоваться методами кластерного анализа[1]. Кластерный анализ используется для разделения исходной совокупности на группы однородных объектов, что позволяет выявить существующие структуру и закономерности, а также внутренние связи между исследуемыми объектами. Следует отметить, что кластерный анализ позволяет использовать как количественные, так и качественные признаки субъектов страхования, что существенно повышает качество дифференциации исследуемых объектов для определения тарифных ставок страхования.

Изменчивость структуры объектов-загрязнителей вызывает постоянную потребность в перекластеризации или включении новых объектов в те или иные группы. Решение данной задачи возможно с использованием методов обработки многомерных данных. К одному из таких методов относится дискриминантный анализ, позволяющий получить правило отнесения новых объектов к имеющимся группам[2]. Однако использование качественных переменных, измеренных в бинарной шкале, для описания объ-

---

[1] Особенности реализации кластерного анализа для проведения экологического страхования представлены в [18].

[2] Применение дискриминантного анализа для установления дифференцированных ставок экологического страхования приведено в [18].

ектов-загрязнителей значительно затрудняет применение данного метода. В этом случае значительных результатов можно получить с помощью нейронных сетей.

По [20] нейронная сеть представляет собой распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации. Она накапливается как экспериментальные знания и предоставляет их для последующей обработки. К основным свойствам нейронных систем относятся: нелинейность; преобразование входной информации в выходную на основе ряда алгоритмов обучения (супервизорное и несупервизорное, усиленное обучение); адаптивность; высокая достоверность результатов; контекстность информации; отказоустойчивость; масштабируемость; единообразие анализа и проектирования. Эти свойства реализуются в топологии сети, которая представляет собой логическую структуру с множеством нейронов (узлов, ячеек) соединенных между собой синапсами. Архитектура нейронной сети представлена рядом слоев нейронов:

– *входной* (совокупность вычислительных элементов, принимающих сигналы из внешней среды),

– *скрытый* (совокупность вычислительных элементов, принимающих сигналы от других элементов),

– *выходной* (ряд нейронов, которые представляют окончательный результат нейросетевых вычислений).

Решение задачи с помощью нейронных сетей осуществляется в несколько этапов. На основе нейронных сетей решаются задачи классификация объектов-загрязнителей, прогнозирование их поведения и дифференциация в соответствии с уровнем техногенной нагрузки.

В качестве исходных условий выступают данные об n объектах, каждый их которых характеризуется m-мерным вектором x. Задача классификации сводится к разделению объектов на ряд сходных групп. Если заданы значения выходного слоя, то данная задача решается с использованием многослойного персептрона. Сеть должна отнести каждый объект к одному из выделенных классов.

Состояние нейрона определяется по формуле:

$$S = \sum_{i=1}^{n} x_i * w_i \quad , \tag{1}$$

где S – состояние нейрона; n – число входов нейрона; x_i – значение i-го входа нейрона; w_i – вес i-го синапса.

Затем определяется значение аксона нейрона:

$$\mathrm{Y} = \mathrm{F(S)} \tag{2}$$

где f – некоторая активизационная функция.

Наиболее часто в качестве активационной функции используется сигмоид, который имеет следующий вид:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{ax}} \tag{3}$$

Поскольку проведение экологического аудита для каждого техногенного объекта, подлежащего экологическому страхованию, процесс длительный и трудоемкий, в условиях остроты проблемы финансирования природоохранной деятельности, представляется целесообразным на первом этапе внедрения системы экологического страхования осуществлять дифференцирование тарифов в более укрупненном масштабе, т. е. на уровне административно-территориальных единиц. Распределение административно-территориальных единиц на основе кластерного анализа по группам подобия в зависимости от уровня техногенной нагрузки на водную среду осуществлялось в соответствии со следующими показателями: потребление свежей воды в целом по области, млн. м^3; водопотребление на промышленные нужды, млн. м^3; сброс сточных вод, млн. м^3, в том числе: загрязнённых стоков, млн. м^3; без очистки, млн. м^3; использование систем повторного (последовательного) и оборотного водоснабжения, млн. м^3.

В результате получено три кластера.

Кластер №1. Характеризуется наихудшим результатом, т.е. наибольшим уровнем техногенной нагрузки на водные объекты, по семи из восьми возможных анализируемых показателям и содержит 3 администра-

тивно-территориальные единицы: Запорожскую, Донецкую и Днепропетровскую области. Средние величины потребления свежей воды для кластера в целом составляют 1387,7 млн. м^3. Промышленное водопользование составляет 8810,5 млн. м^3 воды. Удельный вес оборотного водоснабжения на производственные нужды – 86,7%.

Сброс сточных вод составляет 1339,1 млн. м^3, из них 48% сброс вод не соответствующих санитарно-гигиеническим требованиям. При этом 36% загрязнённого сброса составляют стоки, сброшенные в поверхностные водные объекты без очистки.

Кластер №2. Включает 14 административно-территориальных единиц (табл. 2). И характеризуется средним уровнем техногенной нагрузки на водную среду по трём позициям: сбросу сточных вод без очистки в общем объёме загрязнённых стоков; объёму оборотного водопользования в материальном выражении; объёму воды, использованной на промышленные нужды; и наилучшим среди всех кластеров результатом (т.е. наименьшим уровнем техногенной нагрузки) по остальным показателям.

Таблица 2

Диапазон значений анализируемых показателей для трех кластеров

Кластер	Диапазон значений	Анализируемые показатели							
		1	2	3	4	5	6	7	8
1	*Максимальное*	1579,0	1604,8	735,0	346,0	597,0	10022,0	92,0	10893,5
	Минимальное	1076,0	887,7	498,0	139,0	152,0	5375,0	81,0	6635,8
	Среднее значение	1387,7	1339,1	645,3	232,0	413,7	7714,0	86,7	8810,5
2	*Максимальное*	330,0	399,1	269,0	53,0	216,0	6074,0	99,0	6135,4
	Минимальное	53,0	56,1	2,0	0,0	2,0	97,0	73,0	115,5
	Среднее значение	177,3	169,7	62,7	10,4	52,3	1590,1	91,1	1652,6
3	*Максимальное*	872,0	899,2	437,0	24,0	413,0	501,0	79,0	1200,0
	Минимальное	44,0	41,0	1,0	0,0	1,0	9,0	29,0	16,1
	Среднее значение	354,3	250,0	63,0	5,5	57,5	176,3	56,7	332,1

В среднем по кластеру (табл. 3) объем потребляемой свежей воды составляет 177,3 млн. м^3, удельный вес оборотного водопользования в промышленности – 91,1% от 1652,6 млн. м^3.

Таблица 3

Занимаемая позиция по уровню техногенной нагрузки среди кластеров

Анализируемые показатели		Кластеры		
№ в табл. 2	значение	№1	№2	№3
1	Потребление свежей воды по регионам, млн.м^3	A	C	B
2	Сброс сточных вод, млн.м^3	A	C	B
3	Сброс загрязнённых сточных вод, млн.м^3	A	C	B
4	сброс загрязнённых сточных вод без очистки, млн.м^3	A	B	C
5	сброс сточных вод недостаточно очищенных, млн.м^3	A	C	B
6	Оборотное водопользование, млн.м^3	A	B	C
7	Удельный вес оборотной воды в общем объёме использования на промышленные нужды, %*	B	C	A
8	Использование воды на промышленные нужды, млн.м^3	A	B	C

Примечание:
* - *положительный показатель;*
„A” - *наихудший результат среди кластеров;*
„B” - *средний результат среди кластеров;*
„C” - *наилучший результат среди кластеров*

Однако, несмотря на минимальные среди кластеров объёмы сбрасываемых сточных вод в материальном выражении (169,7 7млн. м^3), удельный вес загрязнённого стока к общему сбросу сточных вод не уступает аналогичной величине для первого кластера – 37%. При этом, 16,6% загрязнённого стока представлены недостаточно очищенными сточными водами и 83,4% – сбросом без очистки.

Кластер №3. Включает 10 административно-территориальных единиц, в том числе Автономную Республику Крым, города общегосударственного значения Киев и Севастополь и характеризуется средним уровнем техногенной нагрузки на водную среду по четырём из восьми возможных показателей, наименьшим уровнем нагрузки по трём показателям и наихудшим результатом по удельному весу оборотной воды в общем объёме промышленного водопользования.

В среднем объектами третьего кластера использовано 354,3 млн. м^3 свежей воды и сброшено 250,0 млн. м^3 сточных вод. Загрязнённый сброс составил 63,0 млн. м^3 или 25,2% сброса (наилучший результат среди кластеров). Удельный вес недоочищенного сброса и сточных вод, сброшенных без очистки, составил 8,7% и 91,3% (наихудший результат среди кластеров) соответственно.

Результаты применения нейросетевого моделирования для группировки административно-территориальных единиц по уровню техногенной нагрузки на водные ресурсы приведены в таблице 4 и рис. 3. На рис. 3 видно, что для классификации областей Украины по уровню нагрузки на водные объекты наилучшие результаты получены с использованием многослойного персептрона, включающего 2 скрытых слоя. При этом все объекты правильно отнесены к имеющимся группам, что подтверждает высокую точность обученной нейронной сети. Следовательно, полученная сеть может быть использована для регулярной классификации областей Украины по уровню техногенной нагрузки на водные объекты. Полученную в результате этой группировки информацию следует использовать для установления дифференцированных ставок экологического страхования по группам территориальных образований, в которых учтены особенности техногенной нагрузки отдельных регионов.

Таблица 4

Результаты обучения нейронной сети

Кластеры	Обучающее			Тестовое			Валидационное		
	№ 1	№ 2	№ 3	№ 1	№ 2	№ 3	№ 1	№ 2	№ 3
Всего	4	9	1	5	1	1	1	4	1
Правильно	4	9	1	5	1	1	1	4	1
Ошибочно	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Неизвестно	0	0	0	0	0	0	0	0	0
один	4	0	0	5	0	0	1	0	0
два	0	9	0	0	1	0	0	4	0
три	0	0	1	0	0	1	0	0	1
v4	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Внедрение рекомендованной системы экологического страхования объектов повышенной техногенной опасности территориальных образований в части специального водопользования служит созданию резервов для

привлечения денежных ресурсов в сферу охраны окружающей природной среды с целью компенсации убытков от ее загрязнения и дополнительного финансового обеспечения упреждающих природоохранных проектов.

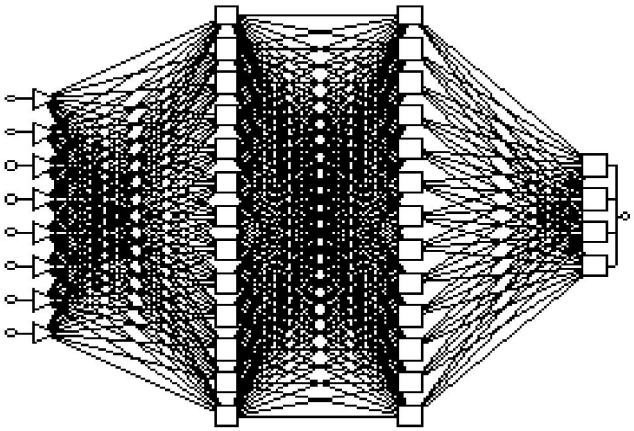


Рисунок 3 - Архитектура многослойного персептрона для классификации областей Украины

Использование дифференцированного подхода к установлению тарифных ставок экологического страхования на основе многомерного статистического анализа позволит обеспечить гибкость и максимальную эффективность системы страхования. Использование качественных показателей наравне с количественными значительно повышает точность разбиения объектов-загрязнителей на группы, но и затрудняет использование традиционных методов многомерного анализа.

Методы нейросетевого моделирования позволяют решить проблему динамичности информационного пространства, возникающую при планировании тарифной сетки экологического страхования на долгосрочную перспективу.

Литература

1. Закон України «Про охорону навколишнього природного середовища» // Відомості Верховної Ради (ВВР). – 1991. – №41. – Ст.546.

2. Закон Украины «О страховании» // Ведомости Верховной Рады Украины. – 2002. –№7. – Ст. 50.

3. Закон України «Про внесення змін до Закону України «Про страхування» від 7 липня 2005 року №2774-IV // Офіційний Вісник України. – 2005. – №32. – Ст. 1919.

4. *Боголюбов С. А.* Соотношение публично-правовых и частноправовых средств в обеспечении экологических прав граждан / С.А. Боголюбов // Журнал российского права. – 2005. – № 7. – С. 5-21.

5. *Васильева М. И.* Об использовании возможностей страхования при возмещении вреда, причиненного здоровью граждан неблагоприятным воздействием окружающей природной среды / М.И. Васильева // Труды третьей Всероссийской и первой Международной конференции «Теория и практика экологического страхования». – М.: ИПР РАН. – 1998. – С. 25-29.

6. *Моткин Г. А.* Политико-экономические барьеры в развитии экологического страхования / Г.А. Моткин // «Экологическое право». – 2006. – № 3. – С. 24-30.

7. *Орлов А. И.* Проблемы управления экологической безопасностью / А.И. Орлов, В.Н. Федосеев // Менеджмент в России и за рубежом. – 2000. – №6. – С.78-86.

8. *Данилишин Б. М.* Природно ресурсний потенціал сталого розвитку України/ Б.М. Данилишин, С.І. Дорогунцов, В.С. Міщенко. – К.: РВПС України НАН України. – 1999. – 716 с.

9. *Веклич О. О.* Удосконалення економічних інструментів екологічного управління в Україні / О.О. Веклич // Економіка України. – 1999. – №9. –С.65-74.

10. *Паламарчук В.* Екологічне страхування / В. Паламарчук, О. Савченко // Економіка. Фінанси. Право. – 2001. – №9. – С.36-38.

11. *Заікін Ю. В.* Про екологічне страхування / Ю.В. Заікін // Фінанси України. – 2001. – №11. – С.148-150.

12. *Мних М. В.* Страхування відповідальності підприємств за забруднення навколишнього середовища / М.В. Мних // Економіка та держава. – 2007. – №6. – С.23-24.

13. *Гаврилов В. П.* Проблемы экологического страхования / В.П. Гаврилов // Управление риском. – 2004. – №2. – С.61-64.

14. *Харичков С. К.* Система инструментов мобилизации природно-ресурсного потенциала и экологизации регионального развития / С.К. Харичков, Н.Н. Андреева // Вісник економічної науки України. – 2005. – №1. – С.132-142.

15. *Стадницький Ю. І.* Економічні основи управлінням оздоровленням довкілля (методологія і практика) / Ю.І. Стадницький. – Львів: Державний університет «Львівська політехніка». – 1999. – 260 с.

16. *Синякевич І. М.* Інструменти екополітики: теорія і практика / І.М. Синякевич. – Львів: ЗУКЦ, 2003. – 188 с.

17. Стан страхового ринку Донецької області у 2006 році // Державний комітет статистики України Головне управління статистики у Донецькій області – Донецьк. – 2007. – 15 с.

18. *Александров И. А.* Актуарий экологического страхования / И.А. Александров, А.В. Половян, Г.А. Черниченко // Труды Всероссийской и Международной конференции «Теория и практика экологического страхования». – М.: ИПР РАН, 2002. – с. 9-15

19. *Александров И. А.* Классификация объектов-загрязнителей социально-экономических систем / И.А. Александров, А.В. Половян, М.Ю. Тарасова // Наукові Праці Донецького національного технічного університету. Серія: економічна. Випуск 31-2(117). – Донецьк, 2007. – С. 226-231.

20. *Aleksander I.* An Introduction to Neural Computing / I. Aleksander, H. Morton. – London: Chapman & Hall, 1990. – 218 p.

На основі аналізу ринку страхових послуг та природоохоронного законодавства України запропоновано диференційований підхід до встановлення ставок екологічного страхування в сфері спеціального водокористування. Для розподілу адміністративно-територіальних одиниць по групах відповідно до рівня техногенного навантаження на природні водні об'єкти використана нейромережева модель.

ЕКОЛОГІЧНЕ СТРАХУВАННЯ, НЕЙРОМЕРЕЖА, МОДЕЛЬ, ПРИРОДНІ РЕСУРСИ, КЛАСТЕРИЗАЦІЯ, БАГАТОВИМІРНИЙ АНАЛІЗ

Based on the analysis of the insurance market and environmental legislation of Ukraine proposed a differentiated approach to setting rates of

environmental insurance in the field of special water use. For the distribution of territorial-administrative units into groups according to the level of anthropogenic stress on natural water bodies used neural network model

ENVIRONMENTAL INSURANCE SYSTEMS, NEURAL NETWORKS, MODEL, NATURAL RESOURCES, CLUSTERING, MULTIVARIATE ANALYSIS

Яковенко В. С.

ВИКОРИСТАННЯ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ЛОГІСТИЧНИХ СИСТЕМАХ ДИСТРИБ'ЮТОРСЬКИХ КОМПАНІЙ

Проаналізовані доцільність та актуальність впровадження і використання засобів штучного інтелекту, у логістичних системах дистриб'юторських компаній задля оптимізації товарно-транспортного потоку, та складського господарства. Розглянуті напрямки використання штучних нейронних мереж, як одного з засобу штучного інтелекту.

Ключові слова: ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ЛОГІСТИЧНА СИСТЕМА, ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ПРОЦЕСНА МОДЕЛЬ.

Функціонування дистриб'юторських компаній в Україні досягла ринкового насищення. Тому задля цілі підвищення ефективності діяльності оператори ринку повинні використовувати достатній рівень наукового потенціалу існуючих розробок у галузі логістики та штучного інтелекту, що забезпечать функціонування повного циклу бізнес процесів компанії, у конкурентному середовищі. Однак слабка підтримка з боку вітчизняних та зарубіжних розробників програмного забезпечення з урахуванням засобів штучного інтелекту цієї ланки інформаційних потоків, призвела до того, що витрати компанії на обслуговування процесу доставки зросли удвічі, що призвело до зниження прибутку та погіршення ефективності діяльності компанії. Задля цілей створення якісного інформаційного та програмного забезпечення діяльності дистриб'ютора необхідно систематизувати існуючи математичні моделі у логістиці, де ця проблематика не знайшла відповідного відображення, за умови визначення специфічних рис роботи розподільчої компанії.

Основна проблема у вирішенні цих питань, полягає у математичному моделюванні, задач розподільчої логістики, однак слід чітко проаналізувати стан питання. Аналізу потребують усі ланки логістичного процесу дистриб'ютора, починаючи з отримання заявки від клієнта до повернення автомобіля на склад після розвозу товарів. Цей аналіз відповідно треба реалізовувати на засадах розробки адаптаційних механізмів та удосконалення методів оптимізації бізнес-процесів та мінімізації витрат компанії.

Мета роботи полягає у дослідженні можливості впровадження систем та засобів штучного інтелекту у логістичні процеси дистриб'юторської компанії, а також в обґрунтуванні та систематизації логістичних моделей у вирішенні задач дослідження.

Серед усіх потоків у розподільчій логістиці слід загострити увагу саме на інформаційних потоках, тому що лише враховуючи оперативну інформацію про діяльність компанії можливе здійснювати ефективне управління. Для суб'єктів ринку важливо не тільки збирати інформацію а й вчасно обробляти її загальновідомими засобами, однак це не дозволить мати конкурентні переваги серед гравців ринку послуг. Лише той, при рівних інших умовах, хто вчасно оволодіє засобами штучного інтелекту, а саме засобами аналізу і прогнозування, наприклад опанує штучні нейронні мережі досягне більш високого рівня оперативності та чіткості у прийнятті оперативних рішень. Питанням удосконалення управління інформаційними потоками у бізнесі присвятили свої роботи наступні науковці: В. Алексєєв, А Антопольській, О. Антіпіна, Г. Артамонов, С. Ваніянц, Дж. Стиглер, Д. Філімонов, Р. Цвілев, А. Щегорцов, О. Тофлер, Т. Умесао, Ж. Сапир, С. Майоров, С. Ваніянц, В. Калятін, Г. Клімантова, К. Маркарян, Ф. Махлуп. Д. Белл, С. Дятлов.

Але інформаційне забезпечення діяльності компаній висуває жорсткі умови до економічної та функціональної ефективності. Проблема оцінки полягає у тому, що у процесі формування інформаційних потоків виникають неформалізовані та нестандартні ситуації, що часто буває у економіці України, корті накладають відбиток на цілісний облік інформаційних потоків. Працюючи з такою інформацією дуже часто складно залучити до аналізу стандартні математичні методи і аналітика компанії зводиться на

нівець. Задля уникнення цієї ситуації, слід скористатися засобами штучного інтелекту, а саме: методами нечіткої логіки, штучними нейронними мережами, тощо. Використовуючи нейроні мережі для прогнозування, слід використовувати велику кількість факторів та великі періоди даних. У побудові нейронної мережі слід, як правило, надати право обирати структуру мережі комп'ютеру, точніше програмному засобу, тому як практичний досвід доводить – слід бути видатним експертом у своїй галузі, та професійно аналізувати інформаційні потоки, щоб власноруч будувати структуру мережі для обраної галузі бізнесу.

Інформаційною основою для керівництва компанії є система ключових показників результативності, котрі напрацьовуються з часом діяльності, чи вони обираються з теорії бізнесу. Головна мета такої аналітики – надати аргументи керівництву задля остаточного вибору вектору розвитку компанії. Тому аналітична інформація та показники повинні бути не тільки оцінені а й спрогнозовані на потрібний період діяльності ігрока ринку.

Слід звернути увагу на те, що не існує комплексної методики оцінки інформаційних потоків дистриб'ютора, тому компанія на власний розсуд обирає засоби дослідження інформації. Статистичні методи можуть бути корисними на початкових стадіях аналізу, попередньо сформульованих гіпотез та припущень, що дасть змогу більш адекватно розподілити та класифікувати інформацію. Це буде першим етапом становлення індивідуальної аналітичної системи. Наступним етапом для побудови такої системи слід доповнити нейронними мережами, задля точного прогнозування та будування висновків керівництва. Нейронні мережі – є порівняно новими та перспективними обчислювальними технологіями, котрі нададуть змогу використовувати новітні розробки у прогнозуванні та аналізі інформаційних потоків.

При появі штучних нейронних мереж вони застосовувалися для розпізнавання образів, потім для статистичних систем підтримки прийняття рішень. Нейронні мережі надали змогу розширити уявлення про розпізнавання образів, опрацювання даних, доповнення інформації відсутньої в реальності, асоціативному пошуку, класифікаціях, сегментації даних, тощо.

Нейронні мережі – технологія, котра включає в себе розподільчі, паралельні, адаптивні системи обробки інформації, спроможні «навчатися» з «вчителем» та без нього по даним інформаційних потоків. Цей засіб не потребує алгоритмів, тому що система сама генерує залежності та оперує ними у процесі аналізу інформації. Штучна нейронна мережа, як правило, має декілька шарів, кожний шар включає декілька нейронів. У процесі формування залежностей між факторами інформаційних потоків, сигнали з входів послаблюються або посилюється, що залежить від між нейронними зв'язками. Вихідну інформацію знімають після проходження через багатошарову структуру нейронної мережі. Слід зазначити, що результати роботи мережі насамперед залежать від структури нейронної мережі, тому головним завданням користувача є адекватна побудова мережі. Також важливим моментом є якісна подача інформації на входи нейронної мережі, вона оперує лише числовими значеннями, але на виході може бути і якісні категорії, тобто на входи слід подавати структуровану інформацію, яка зберігає у собі усі залежності котрі аналізуються.

Перевагою нейромережевих технологій є те, що вони дозволяють обробляти значний обсяг статистичної інформації, на основі яких будують математичні моделі бізнес процесів, а також швидкість знаходження залежностей, що не дають інші засоби статистичного та інтелектуальних методів. Послідовність підготовки та опрацювання вихідних даних задля побудови математичних моделей бізнес процесів, має наступний вид.

Обрання відповідної структуру нейронної мережі, роблячи акцент на кількості шарів та нейронів в кожному з них.

Проведення навчання мережі подаючи на входи важливі для аналізу данні та на виходи відомі результати, тобто мережа на цьому етапі шукає залежності між відомим і невідомими факторами моделі.

Навчання триває стільки, доки мережа не досягне потрібної точності результатів.

Після досягнення задовільних результатів нейронну мережу можна використовувати у реальних обставинах, однак слід розуміти, що її використання можливе лише з даними на вході та у тій самій ситуації у бізнес процесі компанії.

Наведемо переваги використання штучних нейронних мереж для аналізу та моделювання інформаційних потоків компанії:

– Доволі висока відмовостійкість, котра не дає змоги при виникненні помилок дати збій, але, це знижує якість отриманих результатів.

– Можливість роботи з складними нелінійними залежностями.

– Наявність самонавчання в мережі, що дає змогу не оволодівати навичками програмування нейронних мереж.

– Висока швидкість обробки інформації.

Головним критерієм доцільності використання штучних нейронних мереж в бізнесі є потреба у застосування альтернативного методу моделювання залежності між значущими факторами, залежності котрих будуть грати важливу роль у процесі прийняття управлінського рішення.

За для побудови нейронних мереж та виконання аналізу поточної інформації існує вже доволі багать аналітичних інструментів, а саме: Polyanalist, Deductor, Statistica, Mathlab, тощо. Приведені програмні продукти дозволяють крім побудови архітектури штучної мережі, проводити аналітичні процедури інформаційних потоків, що охоплюють алгоритми вибору вихідних характеристик. Тобто, запропоновані програми надають змогу формувати базу управлінських рішень.

Проведений огляд аналітичної діяльності дистриб'юторських компаній дозволяє зробити висновок про те, що доцільно використовувати нейронні мережі у аналізі інформаційних потоків компанії, та поєднувати їх з експертними системами котрі побудовані на засадах класичних економіко-математичних моделей. При цій взаємодіє можливо корегувати послідовність аналізу: спочатку застосувати нейронну мережу, а потім експертну систему, чи навпаки. В результаті адекватного застосування цих засобів досягається оптимальне управління роботи бізнес моделі та будується аналітична складова компанії.

Актуальність застосування штучних нейронних мереж, як альтернативного та досить новітнього засобу аналізу інформації демонструє доцільність використання цього засобу у роботі компаній, основним критерієм

є потреба у застосуванні альтернативних засобів аналізу поточної інформації для компаній у процесі прийняття управлінських рішень.

Література

1. *Бокс Дж., Дженкинс Г.* Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М.: Мир, 1974.
2. *Боровиков В.* STATISTICA для профессионалов. – СПб.: Питер. 2001. – 655 с.
3. *Гамбаров Г.М., Журавель Н.М., Королев Ю.Г.* Статистическое моделирование и прогнозирование: Под ред. А.Г. Гранберга. – М.: Финансы и статистика, 1990. – С. 140.
4. Методы нейроинформатики. отв. за выпуск М.Г. Доррер. – Красноярск: КГТУ, 1998. – 205 с.
5. *Ежов А.А., Шумский С.А.* Нейрокомпьютеринг и его применение в экономике и бизнесе – М.: Диалог-МИФИ, 1998.
6. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344.: ил.

Проанализирована целесообразность и актуальность внедрения и использования средств искусственного интеллекта в логистических системах дистрибьюторских компаниях для решения задач оптимизации товарно-транспортного потока и складского хозяйства. Рассмотрены направления использования искусственных нейронных сетей, как одного из средств искусственного интеллекта

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, ЛОГИСТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА, ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, ПРОЦЕССНАЯ МОДЕЛЬ.

The expediency and urgency of introduction and use of artificial intelligence techniques in logistical systems дистрибьюторских the companies for optimization of a commodity-transport stream and a warehouse economy is analysed. Directions of use of artificial neural networks as one of artificial intelligence techniques are considered

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, LOGISTICAL SYSTEM, ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS, PROCESS MODEL.

Наукове видання

Нове в економічній кібернетиці

(Збірник наукових статей)

Випуск 4

ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЕКОНОМІЦІ

Під загальною редакцією член.-кор. НАН України,
доктора економічних наук, професора Ю. Г. Лисенка

Російською та українською мовами

Відповідальний за випуск *О. Г. Хмельов*

Оригінал-макет підготовлений
к.т.н., доцент О. Г. Хмельов,
к.е.н., доцент Т. Ю. Белікова

Підписано до друку 25.11.2010 р.
Формат 60х84/16. Папір офсетний.
Гарнітура «Times». Друк – різографія.
Ум.-друк. арк. 7,15 Обл.-вид. арк. 6,79
Наклад 100 прим. Зам. № 97

Видавництво та друк ТОВ «Юго-Восток, Лтд».
83055, Донецьк, вул.. Щорса, 17.
Тел./факс: (062) 305-50-13.
E-mail: zakaz@yugo-vostok.com.ua; dakindeev@yandex.ru
Свідоцтво про держреєстрацію:
Серія ДК №1224 від 10.02.2003 р.

Scientific Edition

Novelties of Economic Cybernetics

(Scientific Issues Collection)

TECHNOLOGY OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN THE ECONOMY

Under the general editorship of
corr. member of NAS of Ukraine,
doctor of economic sciences,
professor Lisenko Y. G.

The Editorial Board
Corr. member of NAS of Ukraine, Dr. econ. sci., prof.
Lisenko Y. G. (Chairman);
Dr. econ. sci., prof. Klebanova T. S.;
Dr. econ. sci., prof. Egorov P. V.;
Dr. phys.-mat. sci., prof. Lyashenko I. M.;
Dr. econ. sci., prof. Zaruba V. Y.;
Dr. econ. sci., prof. Chernyak A. I.;
Dr. econ. sci., prof. Rumyantsev N. V.;
Dr. econ. sci., as. prof. Timokhin V. N.;
Cand. econ. sci., as. prof. Levitskiy S.I.
Cand. econ. sci., as. prof. Belikova T.Y.

Н74 Нове в економічній кібернетиці : зб. наук. ст. / під загал. ред. Ю. Г. Лисенко ; Донецький нац. ун-т. – Донецьк: «Юго-Восток», 2010.

Випуск 4: Технології штучних нейронних мереж в економіці. – с.123

У збірнику представлені результати наукових досліджень в області моделювання економічних систем з використанням апарату штучних нейронних мереж: методи, моделі, прикладні задачі. Напрямок є актуальним в умовах реформування ринкових відносин.

Матеріали збірника призначені для наукових і практичних працівників, професорсько-викладацького состава, аспірантів і магістрів ВНЗ, а також фахівців, що цікавляться питаннями застосування сучасних наукових методів в удосконалюванні управління соціально-економічними системами.

УДК 33:007
ББК У.в661