

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ПРОВЕРКИ БЛАГОНАДЕЖНОСТИ КОНТРАГЕНТОВ СЕТЕВОЙ ТОРГОВОЙ КОМПАНИИ

### NEURONETWORK TECHNOLOGIES APPLICATION FOR THE INSPECTION OF THE NET TRADING COMPANIES CONTRACTS TRUSTWORTHINESS

**O. Romashkova  
F. Fedin  
P. Frolov**

*Summary.* The possibility of improving information technologies for solving management problems in economic systems, associated with the introduction of neural network technologies in the management processes of a net trading company, is reviewed. The purpose of the work is to identify ways to improve information technology to solve management problems in economic systems. As a result of the analysis of the net trading company and the use of tools for building neural network models, a neural network model has been created. The created model allows automated evaluation and prediction of the trustworthiness rating of counterparties of a net trading company.

*Keywords:* net trading company, net trading company management, neural network, neural network technologies, automated evaluation, introduction of information system.

**Ромашкова Оксана Николаевна**

*Д.т.н., профессор, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический Университет (МГПУ)» (г. Москва)  
ox-rom@yandex.ru*

**Федин Федор Олегович**

*К.воен.н., профессор, ФГБВОУ ВО «Академия гражданской защиты МЧС России» (г. Химки)  
nidef@mail.ru*

**Фролов Павел Антонович**

*Аспирант, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет (МГПУ)» (г. Москва)  
paul.frolow.fi@yandex.ru*

*Аннотация.* Рассматриваются возможности совершенствования информационных технологий решения задач управления в социально-экономических системах, связанные с внедрением нейросетевых технологий в управленческие процессы сетевой торговой компании. Актуальность работы обусловлена тем, что задача автоматизированной оценки и прогнозирования уровня благонадежности контрагентов не решена. Целью работы является выявление способов применения информационных технологий и средств решения задач управления в социально-экономических системах. С использованием инструментальных средств построения нейросетевых моделей, позволяющих также осуществить корреляционный и факторный анализы, создаются нейросети, позволяющие определить влияющие на оценку уровня благонадежности контрагентов факторы, а также позволяющие автоматизировать процесс оценки уровня благонадежности контрагентов, используя для анализа ретроспективные данные. В результате проведенного анализа деятельности сетевой торговой компании и применения инструментальных средств построения нейросетевых моделей создана нейросетевая модель, позволяющая произвести автоматизированную оценку и прогнозирование рейтинга благонадежности контрагентов сетевой торговой компании.

*Ключевые слова:* управление сетевой торговой компанией, нейросети, нейросетевые технологии, нейросетевые модели, автоматизация оценки, информационная система, рейтинг благонадежности контрагентов.

**В** ходе своей деятельности сетевые торговые компании (СТК) вступают во взаимодействие со своими контрагентами — юридическими лицами, которые заказывают у СТК продукцию, либо, напротив, СТК покупают у них продукцию для дальнейшей реализации и получения прибыли.

При этом возникает следующее научное противоречие:

- ♦ с одной стороны, сетевой торговой компании в процессе своего развития приходится иметь дело с постоянно возрастающим числом контрагентов, и при этом требуется все большее количество ресурсов и времени на оценку благонадежности, поскольку в случае реализации рисков (отказа от оплаты поставленного товара контрагентами-заказчиками либо отказа от поставки оплаченного товара контрагентами-по-

Таблица 1. Описание классов контрагентов

Класс контрагента	Характеристики класса
1	Контрагент с высшей степенью благонадежности. Вероятность финансовых и прочих материальных потерь при ведении деятельности минимальна, финансовое состояние — стабильное. Контрагент представлен на федеральном и, зачастую, международном уровне. Возможно проведение операций при уровне аванса в 15%.
2	Контрагент с высокой степенью благонадежности. Вероятность финансовых и прочих материальных потерь при ведении деятельности мала, финансовое состояние — стабильное. Контрагент представлен на федеральном уровне. Возможно проведение операций при уровне аванса в 30%.
3	Контрагент со средней степенью благонадежности. Средняя вероятность финансовых и прочих материальных потерь при ведении деятельности, финансовое состояние — стабильное. Контрагент представлен на межрегиональном уровне. Возможно проведение операций при уровне аванса в 50%.
4	Контрагент с низкой степенью благонадежности. Высокая вероятность потерь при ведении деятельности. Контрагент представлен на региональном уровне, финансовое состояние — нестабильное. Возможно проведение операций при уровне аванса в 80%.
5	Контрагент с крайне низкой степенью благонадежности. Контрагент зачастую представлен лишь в одном городе региона, финансовое состояние — крайне нестабильное. Крайне высока вероятность финансовых и прочих материальных потерь при ведении деятельности. Возможно проведение операций при уровне аванса в 100%.

ставщиками) СТК может попасть в затруднительное финансовое положение;

- ◆ с другой стороны, в настоящее время не разработаны эффективные механизмы автоматизированной оценки благонадежности контрагентов сетевой торговой компании, что определяет научную задачу формирования подобных механизмов, функционирующих на базе современных информационных систем и технологий [1].

В процессе осуществления своей деятельности сетевая торговая компания сталкивается с большим количеством рисков неоплаты со стороны взаимодействующих контрагентов. В связи с этим, руководству компании и ее сотрудникам приходится выполнять анализ отчетности взаимодействующих контрагентов для определения степени их благонадежности. Такого рода работа состоит в отнесении конкретного контрагента к одному из заранее установленных классов, представленных в таблице 1, при котором выполняется, в том числе, анализ финансового положения контрагента по внутренним методикам СТК. В дальнейшем под классом контрагента будем понимать показатель «Рейтинг благонадежности».

В настоящее время работа по классификации контрагентов связана с необходимостью обработки большого числа различных показателей. Эта работа выполняется в ручном режиме и требует наличия значительных временных и человеческих ресурсов сетевой торговой компании. По этой причине возникла необходимость разработки аналитической модели, которая за счет обучения на уже имеющихся в компании (накопленных за достаточно большой промежуток времени) данных по взаимодействию с контрагентами выполняет классификацию как уже существующих, так и вновь появляющихся контрагентов [2]. Такой подход позволит руководству

сетевой торговой компании сократить сроки принятия наиболее эффективных, а также обоснованных управленческих решений.

В результате выполненного исследования были получены факторы (всего 42 фактора), которые характеризуют деятельность более чем 200 коммерческих организаций в России. Перечень факторов определяется в соответствии с Приказом Министерства финансов РФ № 66н от 02 июля 2010 года (редакция от 06 апреля 2015 года) «О формах бухгалтерской отчетности».

Данные о значениях факторов конкретного контрагента поступают к сотруднику группы экономики и инвестиций сетевой торговой компании из финансовой отчетности с сайта контрагента в случае, когда объем сделки превышает пороговое значение, установленное руководством сетевой торговой компании [3]. В случае отсутствия данных на сайте контрагента используются данные из открытых источников, контролируемых надзорными органами. При этом в случае неоднократного заключения сделок контрагент подлежит проверке перед каждой заключенной сделкой.

Анализ характера полученных факторов позволяет заключить, что для разработки модели проверки благонадежности контрагентов сетевой торговой компании существует, но пока неоднозначно выявлена функциональная зависимость

$$f^* : X \rightarrow Y, \quad (1)$$

которая позволяет по  $x \in X$  предположить  $y \in Y$ , где  $X$  — множество факторов,  $Y$  — множество возможных откликов на эти факторы. При этом данная функциональная зависимость может существовать только на множестве выбранных факторов

Заемные долгосрочные средства	-0,899
Проценты к уплате	-0,882
Доходы от участия в других организациях	0,528
Прочие доходы	0,651
Прочие расходы	0,436
Прибыль (убыток) до налогообложения	0,371
Изменение отложенных налоговых обязательств	0,536
Текущий налог на прибыль	0,672
Чистая прибыль (убыток)	-0,794
Постоянные налоговые обязательства (активы)	-0,903

Рис. 1. Результаты проведенного корреляционного анализа

$$\{(x_i, y_i) : x_i \in X, y_i \in Y \mid i = 1, \dots, N\}, \quad (2)$$

в котором каждая упорядоченная пара «фактор — отклик»  $(x_i, y_i) \in X \times Y$  является отдельным прецедентом.

При такой постановке задачи нахождение зависимости между входными и выходными полями по имеющейся совокупности данных (процесс нахождения функции (1) по новым правилам  $x_i \in X$  предсказывающей ответ  $f(x) \in Y : = f(x) \approx f^*(x)$ ), является типичной задачей машинного обучения, и решение данной задачи может быть выполнено с использованием нейросетевых технологий.

С целью подготовки данных и решения задачи построения и обучения нейросетевой модели на основании таблицы значений исследуемых факторов был выполнен корреляционный анализ, который позволяет выявить оценку зависимости выходных полей данных (в данном случае поля «Рейтинг благонадежности») [4].

Корреляционный анализ позволяет осуществить поиск входных факторов, которые в наименьшей степени взаимосвязаны (коррелированы) с выходным результатом. Подобные факторы исключаются из итогового набора данных практически без утраты полезной информации.

В ходе корреляционного анализа величина коэффициента корреляции принимает значения от  $-1$  до  $1$ . В данном случае определение силы связи осуществлялось с использованием инструментального средства Deductor Studio Academic путем вычисления коэффициента корреляции Пирсона с порогом значимости  $0,5$ .

Результаты корреляционного анализа представлены на рисунке 1.

В результате, на основании данных корреляционного анализа было исключено из рассмотрения 8 факторов, влияние которых на выходную переменную было мини-

мально: количество учредителей; собственные акции, выкупленные у акционеров; добавочный капитал; нематериальные активы; доходные вложения в материальные ценности; доходы будущих периодов; уставный капитал; изменение отложенных налоговых активов.

После исключения факторов, минимально влияющих на выходную переменную, следующим шагом при построении нейросетевой модели является выбор выходного отклика, а также определение входных переменных. В ходе данного исследования выходным откликом является показатель «Рейтинг благонадежности», который был составлен на основании предыдущего опыта ведения деятельности сетевой торговой компании, а входящими переменными будут являться все оставшиеся факторы, участвовавшие в корреляционном анализе [5].

После определения входных переменных и выбора выходного отклика необходимо разделить множество исходных данных на подмножества — обучающее (в исходной выборке — 95% элементов (197 прецедентов) и тестовое (оставшиеся 10 прецедентов).

Формирование архитектуры разрабатываемой модели является следующим шагом построения нейросетевой модели проверки благонадежности контрагентов сетевой торговой компании. В качестве основы данной архитектуры использовалась нейронная сеть прямого распространения (Feedforward), которая представляется в виде многослойного перцептрона с одним скрытым слоем, включающим два нейрона [5, 6]. В качестве активационной функции была выбрана функция типа Арктангенс.

После определения активационной функции и настройки количества нейронов в слоях очередным этапом создания нейросетевой модели является обучение созданной сети. Обучение проводилось в режиме «оффлайн» по алгоритму Resilient Propagation (сокращенно — RPROP). Данный алгоритм по сравнению с алгоритмом с обратным распространением ошибки — Back

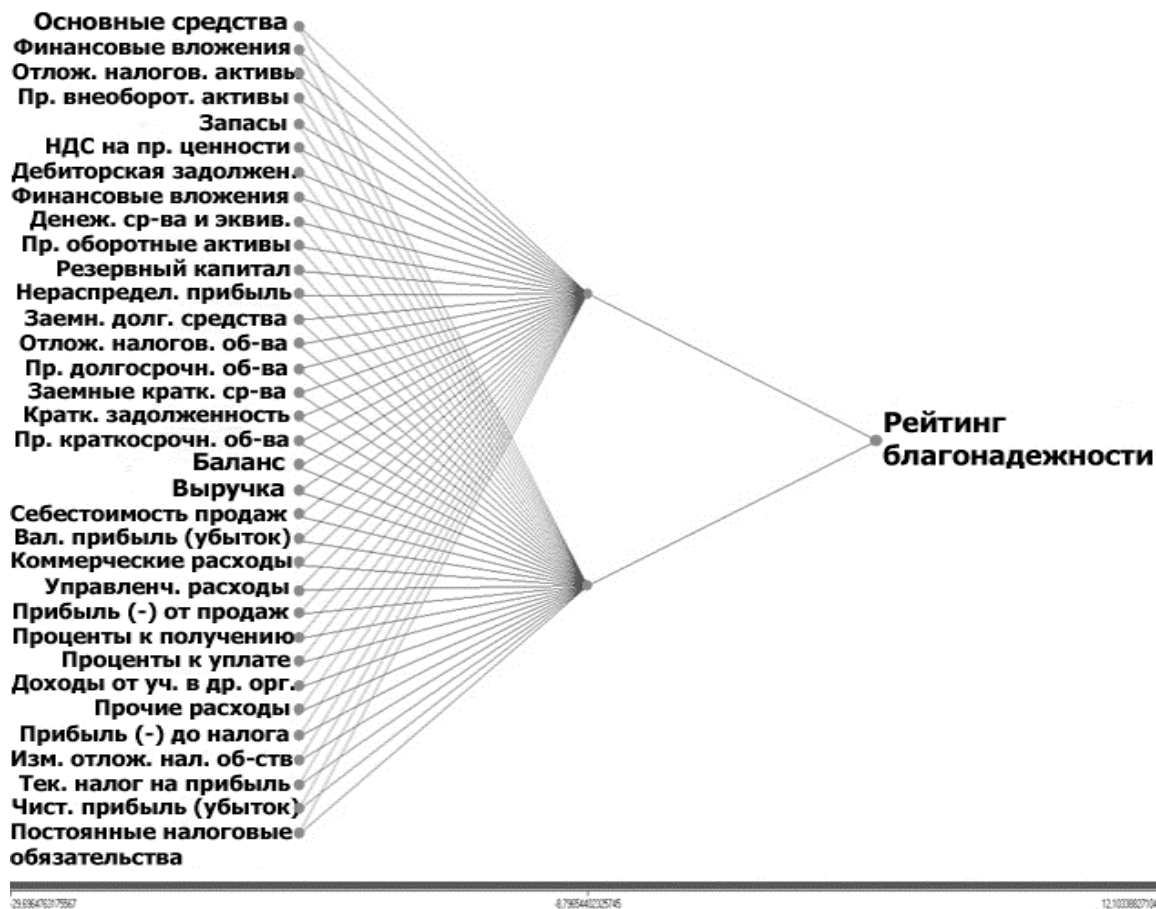


Рис. 2. Графический вид нейронной сети

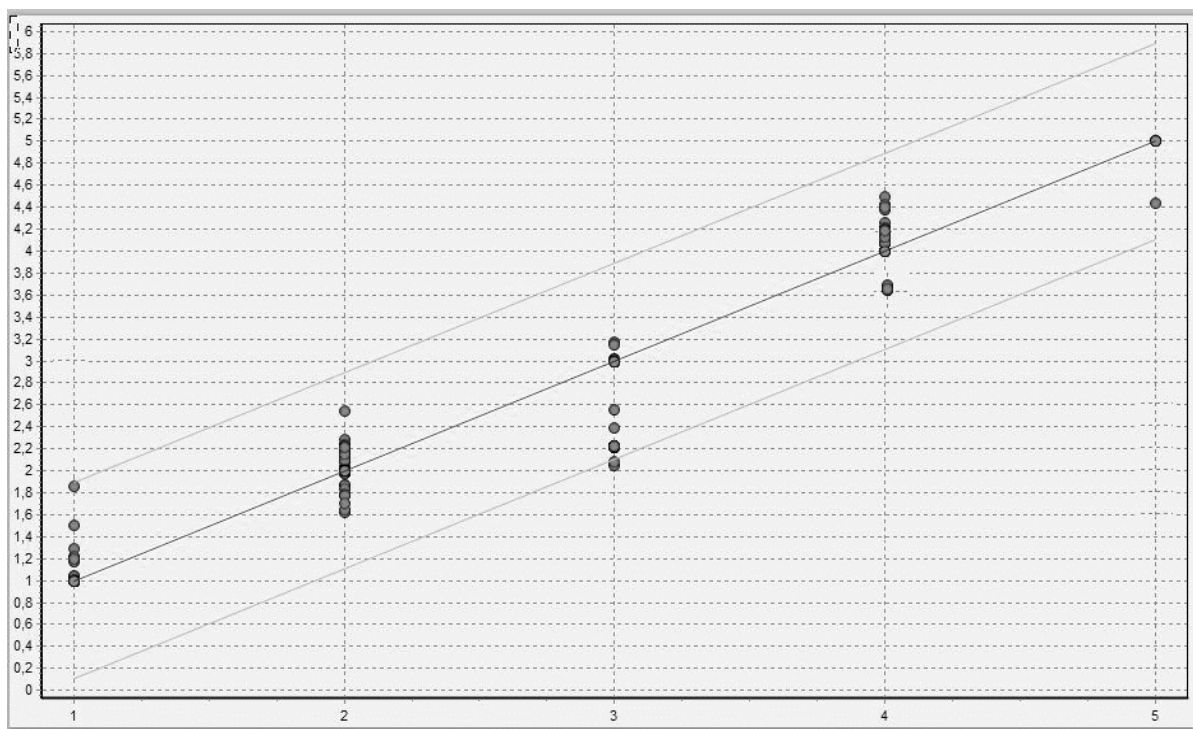


Рис. 3. Диаграмма рассеяния

Propagation (сокращенно — backprop) обладает преимуществом в скорости обучения нейросетевой модели, и, следовательно, алгоритм RPROP может применяться для широкого круга задач, требующих быстрого решения. Коэффициент увеличения скорости обучения (шаг спуска), определяющий шаг возрастания скорости обучения в случае не достижения алгоритмом оптимального результата, принят равным 0,5 [7]. Коэффициент уменьшения скорости обучения (шаг подъема), задающий шаг снижения скорости обучения в случае пропуска алгоритмом оптимального результата, принят равным 1,2.

В результате была получена нейросетевая модель, визуальное отображение которой, представляющее собой граф со взвешенными дугами в виде синоптических связей, представлено на рисунке 2.

Точность работы нейронной сети была оценена при помощи диаграммы рассеяния. Данная диаграмма позволяет проанализировать отклонения прогнозных данных от принятых в качестве эталонных. Для этого строятся две линии, которые ограничивают допустимый уровень ошибки работы модели [5, 8]. Полученная диаграмма оценивает точность полученной нейросетевой модели в 93%, поскольку именно такая доля точек находится в пределах между двумя красными линиями. Полученный результат позволяет сделать вывод о том, что разработанная нейросетевая модель работает с высокой степенью достоверности. Диаграмма рассеяния представлена на рисунке 3.

Поскольку основной целью разработанной нейросетевой модели является ее прикладное использование в качестве инструмента анализа и поддержки принятия решения руководством сетевой торговой компании, полученная модель может использоваться для оценки благонадежности контрагентов сетевой торговой компании с помощью визуализатора «Что-если».

Для использования модели сотруднику группы экономики и инвестиций необходимо открыть форму визуализатора «Что-если» и, при необходимости проверки нового контрагента, внести данные из финансовой отчетности контрагента в соответствующие ячейки формы визуализатора. После заполнения всех ячеек данными нового контрагента нейросетевая модель автоматически выполнит оценку контрагента, отнеся его к соответствующему классу благонадежности.

Кроме того, при использовании визуализатора «Что-если» существует возможность построения графической зависимости рейтинга благонадежности от выбранного в визуализаторе фактора.

Разработанная нейросетевая модель проверки благонадежности контрагентов может применяться как автономно, так и в составе уже применяющейся в организации системы поддержки принятия управленческих решений. Также благодаря накоплению исходных данных в системе появляется возможность использования ретроспективных данных для последующего анализа и принятия управленческих решений по работе с контрагентами.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Ромашкова О. Н., Ермакова Т. Н. Моделирование информационных процессов управления образовательным комплексом // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Информатизация образования. 2014. № 2. С. 122–129.
2. Ромашкова О. Н., Фролов П. А. Технология расчета показателей прибыли и рентабельности в коммерческой организации // Фундаментальные исследования. 2016. № 4. С. 102–106.
3. Ромашкова О. А., Моргунов А. И. Информационная система для оценки результатов деятельности общеобразовательных организаций г. Москвы // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Информатизация образования. 2015. № 3. С. 88–95.
4. Ромашкова О. Н., Чискидов С. В., Фролов П. А. Совершенствование информационной технологии решения задач управления в экономических системах // Современные наукоемкие технологии. 2017. № 10. С. 63–67.
5. Ромашкова О. Н., Федин Ф. О., Ермакова Т. Н. Нейросетевая компьютерная модель для поддержки принятия решений в образовательных комплексах // Вестник РГРТУ, 2017, № 61, стр. 54–59.
6. Кунтикова Е. С., Чискидов С. В., Павличева Е. Н. Проблемы автоматизации учета инновационной деятельности в образовательном учреждении // Информационные ресурсы России. 2014. № 3 (139). С. 25–29.
7. Чискидов С. В., Симаков А. И., Павличева Е. Н. Проблемы интеграции проектных решений инструментальных средств разработки информационных систем // Вестник Московского городского педагогического университета. Серия: Информатика и информатизация образования. 2016. № 3 (37). С. 98–103.
8. Айрапетян Е. В., Павличева Е. Н., Чискидов С. В., Барсукова К. А. Создание электронного образовательного ресурса на платформе «1С: Предприятие 8.2» // Информационные ресурсы России. 2016. № 2. С. 37–41.

© Ромашкова Оксана Николаевна ( ox-rom@yandex.ru ),

Федин Федор Олегович ( nidef@mail.ru ), Фролов Павел Антонович ( paul.frolow.fi@yandex.ru ).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»