

# ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В МОДЕЛИРОВАНИИ ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ ПРЕДПРИЯТИЯ

© 2017 ДЕБУНОВ Л. Н.

УДК 336.64

**Дебунов Л. Н. Применение искусственных нейронных сетей в моделировании финансовой устойчивости предприятия**

Финансовая устойчивость предприятия является чрезвычайно важным понятием в условиях рынка. Учитывая растущую потребность общества в машинной обработке данных с целью поддержки принятия решений, возникает необходимость в поиске и разработке математических методов, способных решить задачу классификации предприятий на финансово устойчивые и финансово неустойчивые. В статье обоснована целесообразность применения моделирования финансовой устойчивости при помощи искусственных нейронных сетей (ИНС), описаны основные принципы работы ИНС. Также приведен пример построения ИНС для решения этой задачи, в котором присутствуют ряд финансовых показателей, которые имеет смысл использовать при моделировании финансовой устойчивости, параметры построения описанной нейронной сети, выбор наилучшей архитектуры и метода обучения сети. Приведены результаты работы модели, которые показывают, что искусственные нейронные сети способны достаточно точно классифицировать предприятия по видам «потенциальные банкроты» и «стабильные».

**Ключевые слова:** финансовая устойчивость, искусственные нейронные сети, перцептрон, банкротство, экономико-математическое моделирование, задача классификации.

**Рис.:** 3. **Табл.:** 1. **Формул.:** 2. **Библ.:** 19.

**Дебунов Леонид Николаевич** – аспирант кафедры экономической кибернетики, Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара (пр. Гагарина, 72, Днепр, 49000, Украина)

**E-mail:** debunovleonid@gmail.com

УДК 336.64

## Дебунов Л. М. Застосування штучних нейронних мереж моделюванні фінансової стійкості підприємства

Фінансова стійкість підприємства є надзвичайно важливим поняттям в умовах ринку. З огляду на зростаючу потребу суспільства в машинній обробці даних з метою підтримки прийняття рішень, виникає необхідність в пошуку і розробці математичних методів, здатних вирішити задачу класифікації підприємств на фінансово стійкі та фінансово нестійкі. У статті обґрунтовано доцільність застосування моделювання фінансової стійкості за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ), описані основні принципи роботи ШНМ. Також наведено приклад побудови ШНМ для вирішення цього завдання, в якому присутні ряд фінансових показників, які доцільно використовувати при моделюванні фінансової стійкості, параметри побудови описаної нейронної мережі, вибір найкращої архітектури і методу навчання мережі. Наведено результати роботи моделі, які показують, що штучні нейронні мережі здатні досить точно класифікувати підприємства за видами «потенційні банкрути» і «стабільні».

**Ключові слова:** фінансова стійкість, штучні нейронні мережі, перцептрон, банкротство, економіко-математичне моделювання, завдання класифікації.

**Рис.:** 3. **Табл.:** 1. **Формул.:** 2. **Бібл.:** 19.

**Дебунов Леонід Миколайович** – аспірант кафедри економічної кибернетики, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара (пр. Гагарина, 72, Дніпро, 49000, Україна)

**E-mail:** debunovleonid@gmail.com

UDC 336.64

## Debunov L. M. Using Artificial Neural Networks to Simulate the Financial Stability of Enterprise

The financial sustainability of enterprise is an extremely important concept in a market environment. In view of the growing need of society for machine-based data processing to support decision-making, there is a need to find and develop mathematical methods that can meet the task of classifying enterprises into financially stable and financially unstable. The article substantiates the feasibility of applying financial stability simulations using artificial neural networks (ANN), and describes the basic principles for the work of ANN. It also provides an example of building an ANN to accomplish this task, which includes a number of financial indicators, using which makes sense for the simulation of financial stability, the parameters for building the neural network described, choosing the best architecture and method for training the network. The results of the model's work, which show that artificial neural networks can reasonably accurately classify enterprises by the types of «potential bankrupts» and «stable», have been provided.

**Keywords:** financial stability, artificial neural networks, perceptron, bankruptcy, economic-mathematical modelling, classification task.

**Fig.:** 3. **Tbl.:** 1. **Formulae:** 2. **Bibl.:** 19.

**Debunov Leonid M.** – Postgraduate Student, Department of Economic Cybernetics, Oles Honchar Dnipro National University (72 Naharina Ave., Dnipro, 49000, Ukraine)

**E-mail:** debunovleonid@gmail.com

П підприємство, функціонуюче в умовах ринка, зацікавлене не тільки в максимізації прибутку або іншого цільового ефекту, але й в збереженні можливості стабільного продовження своєї діяльності – фінансової стійкості. Існує багато точок зору щодо цього поняття і велика кількість методів аналізу підприємства на предмет фінансової стійкості. Однак не існує єдиного висновку на цей рахунок. Тим не менш, більшість дослідників цього поняття підтримують ідею того, що підприємство не можна назвати фінансово стійким, якщо йому загрожує банкрутство в короткотерміновій перспективі. Таким чином, організація, яка не викликає занепокоєння щодо ймовірності того,

що вона стане банкрутом в короткотерміновій перспективі, може вважатися фінансово стійкою.

Актуальність застосування економіко-математичного моделювання фінансової стійкості підприємства в умовах ринкової економіки обумовлена прискорюючим ростом потоку інформації [1], оброблюваного менеджментом підприємства, а значить скороченням часу на прийняття рішень і збільшенням обсягу даних до обробки. Крім того, в умовах коливань ділової активності в ринковій економіці [2], які мають періодичний, але нерегулярний характер, а також загрози виникнення кризисів [3], виникає необхідність точного і надійного діагностування підприємств на предмет фінансової

устойчивости. Наилучшим решением в данной ситуации может быть построение математической модели, которая может применяться менеджментом предприятия для определения его финансового положения или для проверки финансового положения контрагентов, внешними инвесторами при принятии решения о вложении средств в предприятие, а также кредитными учреждениями для определения способности заёмщика вернуть долг.

**П**ервым решением задачи прогнозирования банкротства при помощи экономико-математического моделирования была модель американского ученого Э. Альтмана [4], который на основе анализа финансового состояния 66 предприятий получил корреляционное линейное уравнение, описывающее различия двух классов предприятий – стабильных и потенциальных банкротов. Показатель, рассчитываемый моделью Альтмана, является критерием оценки предприятия на предмет финансовой устойчивости.

Некоторое время спустя данный подход был использован для прогнозирования банкротств предприятий в других странах. Были предложены многофакторные дискриминантные модели Беермана для Германии [5], Таффлера и Тишоу для Великобритании [6], Давыдовой и Беликова для России [7], Терещенко [8], Черняка [9], дискриминантная модель Матвийчука [10] для Украины и многие другие. При помощи данных моделей решается задача классификации предприятий по уровням склонности к банкротству, с использованием независимых переменных, описывающих финансовое состояние предприятия.

Учитывая сломноподобный характер развития украинской экономики [11], а также умышленное декларирование украинскими предприятиями убытков в бухгалтерской отчётности с целью оптимизации налогообложения [12], перечисленные модели имеют низкую способность к определению реального финансового состояния предприятия.

Кроме того, проведенные по этому вопросу исследования [8; 13; 14] показывают, что коэффициенты таких дискриминантных моделей могут меняться с течением времени. Исходя из этого, построенная однажды

на ретроспективных данных дискриминантная модель не может использоваться длительное время, поскольку уже через год её эффективность может существенно снизиться.

Соответственно, возникает необходимость разработки методики построения математической модели, не подверженной вышеперечисленным недостаткам. Автором предлагается построение модели, использующей аппарат искусственных нейронных сетей.

Искусственная нейронная сеть (сокр. – ИНС) представляет собой математическую модель, прообразом которой является устройство и работа биологической сети нервных клеток, при этом ИНС реализуется программно или аппаратно [16]. Современные искусственные нейронные сети (далее – нейронные сети) чаще всего создаются под решение какой-либо одной конкретной задачи. Наиболее распространены нейронные сети, использующиеся для решения задач классификации, прогнозирования и управления. Первыми построением искусственных нейронных сетей в форме математических моделей занимались У. МакКалок и В. Питтс [17].

**О**сновной составляющей ИНС представлен искусственный нейрон (рис. 1), который представляет собой вычислительную единицу, получающую данные извне или от других нейронов. Над данными производятся простые вычисления, после чего они передаются далее, в последующие нейроны или выводятся как конечный результат работы сети.

Нейронная сеть, предлагаемая автором в данной статье (рис. 2), включает в себя три слоя: входной, скрытый и выходной. Входной слой служит для ввода внешних данных, которые передаются на следующие слои. Скрытых слоёв может быть несколько, но в нашей модели он один. В них происходит обработка информации. Первый слой (входной) служит для отображения конечного результата в требуемом виде.

Кроме того, ИНС содержит веса нейронных связей. Их роль заключается в отражении важности сигнала, принятого от конкретного нейрона предыдущего слоя.

Нейронные сети могут иметь любое количество нейронов, а также любое количество скрытых слоёв

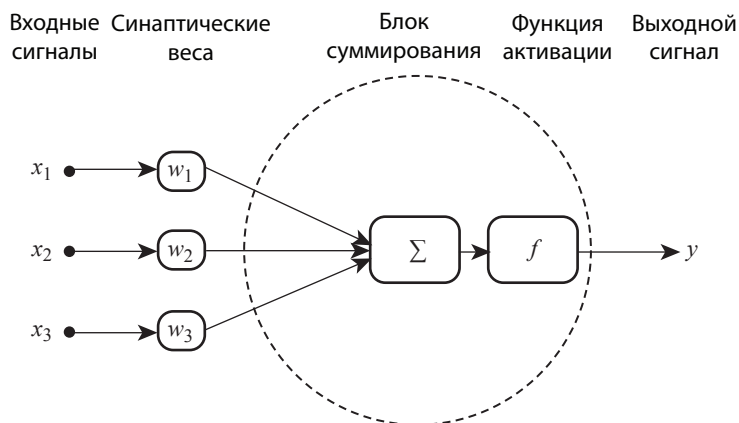
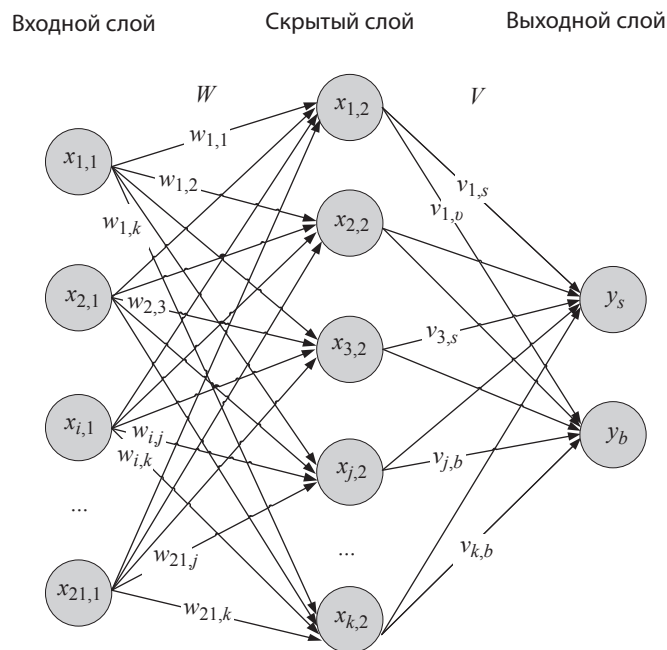


Рис. 1. Структура искусственного нейрона

Источник: авторская разработка на основе [18].



**Рис. 2. Структура искусственной нейронной сети предложенной модели**

[16]. Связи могут устанавливаться между любыми нейронами, состоящими в слоях, находящихся рядом. На практике чаще всего используется архитектура, при которой все нейроны слоя связаны с каждым нейроном предыдущего слоя (см. рис. 2).

Нейроны входного слоя служат для принятия сигнала извне, а также для разветвления сигнала на нейроны второго (скрытого) слоя [15]. Предпочтительно, чтобы сигнал, подающийся на входной слой, лежал в интервале от 0 до 1, однако это условие не является обязательным. Существенное отклонение от данной рекомендации может повлиять на качество работы сети, поэтому данные, подающиеся на каждый нейрон входного слоя, должны быть соразмерны между собой. Исходя из этого, к примеру, использовать набор относительных финансовых показателей предприятия в качестве факторов для выявления предприятий-банкротов целесообразнее использования абсолютных данных финансовой отчетности.

На первом слое не происходит вычислений. Каждый нейрон входного слоя связан с каждым нейроном скрытого слоя синаптической связью  $w_{ij}$ , где  $i$  – номер нейрона входного слоя,  $i = \overline{(1, n)}$ ;  $j$  – номер нейрона скрытого слоя,  $j = \overline{(1, k)}$ . В нашем случае  $n = 21$ , поскольку предлагается модель, оценивающая финансовое состояние предприятия по 21 показателю. При этом, из нейрона  $i$  выходит одинаковый сигнал во все нейроны скрытого слоя  $j = \overline{(1, k)}$ , но при поступлении в нейрон  $j$  скрытого слоя сигнал умножается на вес синаптической связи  $w_{ij}$  между этими нейронами.

Каждый нейрон второго (скрытого) слоя принимает сигнал от каждого нейрона входного слоя, умноженный на вес синаптической связи между этими нейронами. Далее эти сигналы суммируются и преобразовываются при помощи функции активации [16]. Таким

образом, имеем формулу расчета значения нейрона скрытого или выходного слоя (1) [18]:

$$x_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ij} + b\right), \quad (1)$$

где  $x_j$  – рассчитанный сигнал нейрона  $j$ , который подается на следующий слой;  $x_i$  – сигнал, передаваемый нейроном  $i$  предыдущего слоя;  $w_{ij}$  – вес синаптической связи между нейронами  $i$  и  $j$ ;  $b$  – параметр смещения сумматора.

Функция активации  $f(x)$  нормирует полученный суммарный сигнал, делая его приемлемым для дальнейшей обработки. В некоторых ИНС функция активации не используется, но чаще всего используется пороговая функция, или сигмоида. К примеру, при пороговой функции активации рассчитанный исходящий сигнал нейрона может равняться 1 или 0, что зависит от того, достаточно ли велик суммарный входной сигнал нейрона. Если поступивший сигнал недостаточно велик, чтобы преодолеть порог активации нейрона, – выходной сигнал нейрона равен 0, в противном случае нейрон активизируется и передает сигнал, равный 1, на все нейроны последующего слоя [16].

Аналогичным образом происходит и взаимодействие нейронов скрытого и выходного слоев. Выходной сигнал конкретного, отдельно взятого нейрона скрытого слоя подается на все нейроны выходного слоя при умножении его на синаптические веса каждой связи.

Процесс функционирования ИНС состоит из следующих этапов:

- 1) подача данных на входной слой в требуемом виде;
- 2) вычисления в скрытом слое;
- 3) вывод результата на выходной слой в приемлемом виде.

Сущность скрытого слоя состоит в выделении характерных особенностей объектов, описанных параме-

трами, которые поступают на вход сети, а также в присвоении важности каждой из этих особенностей во влиянии на итоговый результат. В процессе обучения сети автоматически выделяются характерные особенности, сеть сама для себя обобщает поступающие наблюдения и выделяет эффекты, влияющие на итоговый результат. Большим преимуществом нейронных сетей является способность выявлять скрытые закономерности, которые могут быть упущены исследователем. Как правило, невозможно точно сказать человеческим языком, что именно описывает каждый нейрон скрытого слоя – сеть сама придаёт им смысловое значение и значимость. Однако сигналы, исходящие из скрытого слоя, при умножении на соответствующие веса, преобразуются в понятные результаты на выходном слое. Иными словами, нейронная сеть разбирает объект исследования по частям, присваивает им значение во влиянии на итоговый показатель, а затем собирает всё обратно, выводя итоговый показатель. Таким образом, ИНС, обученная на большом объёме объектов с известными итоговыми показателями, сможет предсказать значение итогового показателя для неизвестного ранее объекта, например «узнать», является ли предприятие банкротом, «посмотрев» на его финансовые показатели.

Следует отметить, что в данной статье описан лишь класс сетей прямого распространения сигнала, в котором сигнал идет только в одну сторону, от первого слоя до последнего, не передаваясь нейронам предыдущего или того же слоя. Однако существует и класс рекуррентных сетей, в которых присутствует обратная связь и нет ограничений по связям между нейронами.

Для получения нейронной сети, способной решать какую-либо задачу, используют обучение, которое заключается в подаче выборки наблюдений, состоящей из значений факторов, описывающих объекты наблюдений, и правильных решений по каждому наблюдению. При обработке каждого наблюдения сеть выводит предположительный ответ. В случае несовпадения с правильным ответом происходит корректировка синаптических весов по всей цепи, от нейрона выходного слоя до нейрона входного слоя (обратное распространение ошибки). Таким образом, при большом количестве итераций обучения происходит корректировка весов сети, что позволяет использовать её для новых объектов, правильное решение по которым заранее неизвестно [16].

Количество нейронов входного слоя равно количеству факторов, подающихся на вход сети. Количество нейронов выходного слоя соответствует количеству возможных классов, к одному из которых сеть должна отнести поданный на вход объект (для задач классификации), или же равняться одному нейрону, который будет выводить прогнозируемое значение показателя (для задач регрессии).

Не существует четких рекомендаций по поводу конкретного количества нейронов скрытого слоя, но считается, что оно должно превышать количество нейронов входного слоя. Однако сеть не должна иметь

слишком много нейронов скрытого слоя, поскольку это приведет к запоминанию («заучиванию») наблюдений, используемых для обучения сети. В таком случае модель не будет обобщать полученные для обучения данные, находить общие правила, в режиме работы сеть не сможет адекватно обработать наблюдения, отличающиеся от наблюдений обучающей выборки [18]. Напротив, слишком малое количество нейронов также не позволит сети найти общие правила и закономерности, поскольку у неё не будет достаточно «памяти» для их хранения. Оптимальное количество нейронов скрытого слоя определяется опытным путем.

Существует большое количество алгоритмов обучения, направленных на решение различных задач. В математическом смысле процесс обучения ИНС сводится к задаче минимизации ошибки путем корректировок весов [18]. Если говорить о количестве факторов наблюдений более трех, то мы имеем дело с гиперповерхностью в  $n$ -мерном пространстве, где  $n$  – количество факторов. При решении задачи классификации ИНС сперва совершает кластеризацию наблюдений, используя скрытый слой, а затем проводит границы между кластерами, которые и определяют при режиме использования сети, к какому классу отнести поданный на вход объект [15].

Среди методов обучения следует отметить алгоритм обратного распространения ошибки, являющийся довольно популярным и результативным. Суть данного метода состоит в том, что корректировка синаптических весов проходит путем поиска локального градиента функции ошибки. Отличие расчётных от правильных ответов нейронной сети, определяющихся на выходном слое, проходит в обратном направлении – к первому слою. В результате все нейроны определяют вклад каждого из своих весов в общую ошибку сети. Самый простой способ обучения использует метод градиентного спуска. Синаптические веса изменяются пропорционально их влиянию на суммарную ошибку (2) [19]:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(n)}}, \quad (2)$$

где  $w_{ij}^{(n)}$  – коэффициент синаптической связи;  $\eta$  – коэффициент скорости обучения системы;  $E$  – функция общей ошибки сети.

Стоит учитывать, что на начальном этапе обучения весам присваиваются случайные значения. В дальнейшем, после минимизации ошибки, существует вероятность остановки оптимизации в локальном минимуме [19]. В случае повторного обучения сети (с повторной начальной инициализацией весов) может быть получена более точная модель, что обусловлено вероятностью достижения глобального минимума ошибки или более удачного локального минимума. Исходя из этого имеет смысл строить несколько сетей и выбирать сеть с наименьшей ошибкой.

Таким образом, после проведения оптимизации весов синаптических связей сеть считается обученной и готовой к использованию.



**А**втором было проведено исследование, предметом которого являлась проверка способности нейронных сетей решать задачи классификации предприятий по двум группам: «стабильные предприятия» и «потенциальные банкроты».

Входными данными при обучении и тестировании сети выступили финансовые показатели 49 предприятий (табл. 1), рассчитанные на основе их финансовой отчетности-баланса (форма 1) и отчета о финансовых результатах (форма 2). В данной выборке была использована отчетность 25 предприятий за некоторое время до банкротства, и отчетность 24 стабильных предприятий. Стоит отметить, что не имело бы смысла для обучения сети использовать отчетность предприятия на момент банкротства, поскольку полезной была бы модель, которая распознает опасность финансового краха компании за некоторое время до этого.

Показателями выступили 21 коэффициент.

Исходя из многогранности и неопределенности понятия финансовой устойчивости, было принято ре-

шение подавать на вход ИНС все 21 показатель. Учитывая устойчивость нейронных сетей к мультиколлинеарности, что является огромным преимуществом по сравнению с регрессионными моделями [18], можно заключить, что использование такого большого количества факторов будет более полно описывать финансовое состояние предприятия. По сути, такая модель призвана автоматизировать труд опытного финансового аналитика при проверке предприятия на финансовую устойчивость.

Для проведения исследования использовался пакет STATISTICA 10. В пакет были загружены данные, содержащие рассчитанные показатели для предприятий выборки, а также признак принадлежности предприятия к классу стабильных или к классу банкротов. Таким образом, имелось 49 наблюдений с 21 количественным фактором и результирующим качественным показателем. Далее случайным образом каждому наблюдению был присвоен признак отнесения его к обучающей или к контрольной выборке. Для обучения было отведено 15 наблюдений из

**Таблица 1**

**Финансово-экономические показатели деятельности предприятия**

Обозначение	Название показателя	Соотношение
K1	Мобильности активов	Оборотные активы / Необоротные активы
K2	Оборотности собственного капитала	Чистый доход от реализации / Собственный капитал
K3	Текущей задолженности	Текущие обязательства / Баланс
K4	Окупаемости активов	Баланс / Чистый доход от реализации
K5	Обеспеченности собственными оборотными средствами	(Оборотные активы – Текущие обязательства) / Оборотные активы
K6	Износа основных средств	Износ / Первичная стоимость основных средств
K7	Общей ликвидности	Баланс / Текущие обязательства
K8	Покрытия долгов собственным капиталом	Собственный капитал / (Обеспечение следующих затрат и платежей + Долгосрочные обязательства + Текущие обязательства)
K9	Быстрой ликвидности	(Дебиторская задолженность + Денежные активы) / Текущие обязательства
K10	Финансовой автономии	Собственный капитал / Баланс
K11	Оборотности основных средств	Чистый доход от реализации / Основные средства
K12	Покрытия активов	Чистый доход от реализации / Баланс
K13	Концентрации привлеченного капитала	(Долгосрочные обязательства + Текущие обязательства) / Баланс
K14	Оборотности кредиторской задолженности	Чистый доход от реализации / Текущие обязательства
K15	Оборотности дебиторской задолженности	Чистый доход от реализации / Дебиторская задолженность
K16	Покрытия инвестиций	(Собственный капитал + Дебиторская задолженность) / Баланс
K17	Оборачиваемости оборотных активов	Чистый доход от реализации / Оборотные активы
K18	Финансового риска	(Обеспечение следующих затрат и платежей + Долгосрочные обязательства + Текущие обязательства) / Собственный капитал
K19	Покрытия (общий), (Текущей ликвидности)	Оборотные активы / Текущие обязательства
K20	Финансовой зависимости	Баланс / Собственный капитал
K21	Маневренности собственного капитала	(Собственный капитал – Необоротные активы) / Собственный капитал

группы стабильных и 16 наблюдений из группы банкротств. Остальные, по 9 наблюдений из каждой группы, были отведены для контроля сети. Был выбран тип анализа «Классификация», категориальной целевой переменной была выбрана переменная статуса предприятия (банкрот/стабильный), непрерывными входными данными – 21 финансовый показатель. После этого были заданы коды для обучающей и контрольной подвыборок в соответствии с присвоенными ранее признаками.

Всего было построено 15 трехслойных нейронных сетей различных архитектур. Во всех сетях на входном слое был 21 нейрон (по количеству факторов), на выходном – 2 нейрона (по количеству признаков банкрот/стабильный). Построенные сети отличаются количеством нейронов скрытого слоя (от 3 до 20), функциями ошибки, алгоритмами обучения, функциями активации нейронов скрытого слоя и функциями активации нейронов выходного слоя (среди которых гиперболическая, логистическая, гауссиан и пр.).

Наилучшие результаты показали сети многослойного перцептрона, содержащие в скрытом слое от 10 до 18 нейронов, а также гиперболическую и логистическую функции активации в нейронах скрытого и выходного слоёв.

Наилучшей для решения данной задачи была признана архитектура многослойного перцептрона с 18 нейронами на скрытом слое, функцией суммы квадратов в качестве функции ошибки, гиперболической функцией активации на скрытом и выходном слоях – MLP 21-18-2.

Производительность этой сети на обучающей выборке составила 100%, а контрольная производительность – 88%, что является хорошим результатом. При тестировании одно предприятие было классифицировано как банкрот, являясь на самом деле стабильным, другое предприятие было отнесено к классу стабильных, хотя являлось банкротом. Таким образом, из 18 предприятий контрольной выборки лишь 2 были классифицированы неверно, альфа- и бета-ошибки на контрольном множестве составили по 11%.

Целевой критерий оказался наиболее чувствительным к изменению следующих факторов: мобильности активов, общей ликвидности, оборотности собственного капитала, покрытия (общий), покрытия активов,

износа основных средств, оборотности дебиторской задолженности, финансовой зависимости. Автором данные факторы были выделены как основные, поскольку их чувствительность превышает показатель средней чувствительности среди 21 фактора (рис. 3). При этом стоит отметить, что остальные факторы также имеют большое значение в модели, а значит, их исключение, вероятнее всего, приведет к уменьшению точности результата.

### ВЫВОДЫ

В результате проделанной работы становится очевидно, что метод нейросетевого моделирования пригоден для моделирования финансовой устойчивости, а также что аппаратных и программных возможностей современных компьютеров вполне достаточно для построения требуемых моделей.

Описаны основные принципы работы нейронных сетей. В качестве примера рассматривалась нейросетевая модель финансовой устойчивости предприятия.

В ходе исследования была предпринята успешная попытка построить нейросетевую модель, использующую на входе финансовые показатели предприятий. Обучение и проверка осуществлялись на наблюдениях с известным исходом, т. е. было известно, стало ли предприятие банкротом через некоторое время после подачи отчета. Такой подход даёт нам возможность построить модель на реальных данных, обучить её по методу «обучение с учителем», проверить на достоверных примерах её работу. Кроме того, данный метод лишен недостатка упущения скрытых зависимостей между вводными данными и итоговым показателем модели, что является бесспорным преимуществом нейронных сетей перед другими методами моделирования.

Таким образом, в результате исследования мы видим, что нейронные сети способны давать достаточно точные результаты при моделировании финансовой устойчивости предприятия, поскольку позволяют получить достаточно точные модели для решения задачи классификации предприятий на «стабильные» и «неустойчивые», что было доказано на практике. Для повышения точности модели, вероятнее всего, необходимо увеличение количества наблюдений, использующихся

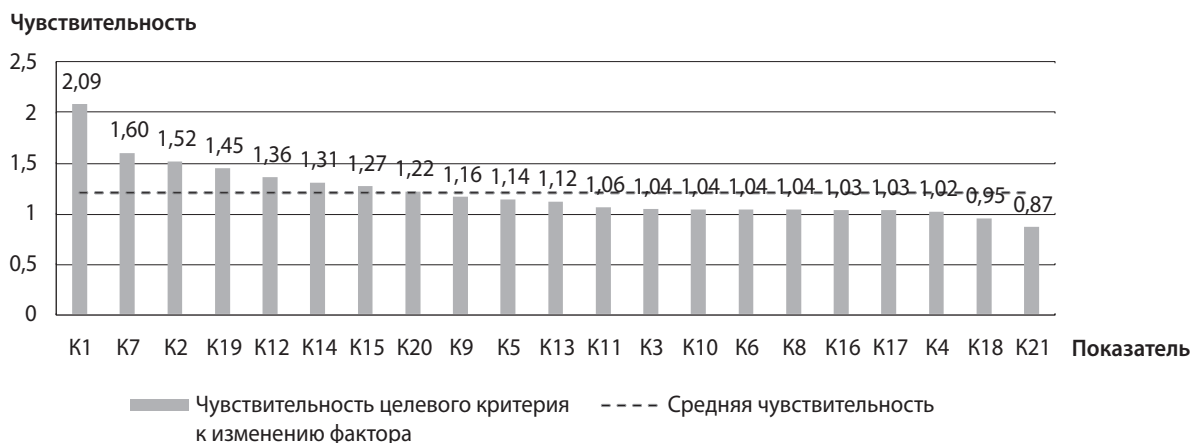


Рис. 3. Чувствительность целевой переменной к изменению фактора

для обучения сети. Кроме того, модель может быть упрощена путем пересмотра набора входящих коэффициентов, уменьшения их количества, однако при этом возможна потеря точности итогового результата работы. ■

#### ЛИТЕРАТУРА

1. **Еляков А. Д.** Информационная перегрузка людей. Социологические исследования. 2005. № 5. С. 114–121.
2. **Кондратьев Н. Д.** Большие циклы конъюнктуры и теория предвидения. Избранные труды. М.: Экономика, 2002. 767 с.
3. **Кондратьев Н. Д.** Большие циклы экономической конъюнктуры: доклад // В кн.: Проблемы экономической динамики. М.: Экономика, 1989. С. 172–226.
4. **Altman E. I.** Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968. Vol. 23. No. 4. P. 589–609.
5. **Beermann K.** Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen // Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster. Düsseldorf, 1976. Band 11. S. 118–121.
6. **Taffler R., Tishaw H.** Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*. 1977. Vol. 88. No. 1003. P. 50–54.
7. **Давыдова Г. В., Беликов А. Ю.** Методика количественной оценки риска банкротства предприятий. *Управление риском*. 1999. № 3. С. 13–20.
8. **Терещенко О. О.** Антикризове фінансове управління на підприємстві. Київ: КНЕУ, 2004. 268 с.
9. **Черняк О. І., Креківський В. О., Монаков В. О., Ящук Д. В.** Виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та можливого його банкрутства. *Статистика України*. 2003. № 4. С. 87–94.
10. **Матвійчук А. В.** Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства. *Моделювання та інформаційні системи в економіці*. 2006. Вип. 74. С. 299–314.
11. **Згуровський М. З.** Технологічне передбачення економіки України на середньостроковому (до 2020 р.) і довгостроковому (до 2030 р.) часових горизонтах (за матеріалами наукової доповіді на засіданні Президії НАН України 4 листопада 2015 року). *Вісник Національної академії наук України*. 2016. № 1. С. 57–68.
12. **Матвійчук А.** Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінального аналізу. *Вісник Національної академії наук України*. 2010. № 9. С. 24–46.
13. **Матвійчук А. В.** Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки. Київ: КНЕУ, 2007. 264 с.
14. **Недосекин А. О.** Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций. СПб.: Сезам, 2002. 181 с.
15. **Шарапов О. Д., Кайданович Д. Б.** Оцінювання можливого банкрутства на основі індикаторів фінансового стану компаній з використанням нейронних мереж зустрічного розповсюдження. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2012. № 1. С. 207–227.
16. **Барский А. Б.** Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. М.: Финансы и статистика, 2004. 176 с.
17. **Мак-Каллок У. С., Питтс В.** Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности. *Нейрокомпьютер*. 1992. № 3-4. С. 40–53.
18. **Матвійчук А. В.** Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. Київ: КНЕУ, 2011. 440 с.
19. **Седая А. В.** Використання нейронних мереж для моделювання та прогнозування фінансової діяльності транспортного підприємства. *Економіка та управління на транспорті*. 2016. Вип. 2. С. 115–120.

**Научный руководитель – Яковенко А. Г.**, доктор технических наук, профессор кафедры экономической кибернетики, Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара

#### REFERENCES

- Altman, E. I. "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". *The Journal of Finance*. Vol. 23, no. 4 (1968): 589-609.
- Beermann, K. "Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen". In *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster*, 118-121. Düsseldorf, 1976.
- Barskiy, A. B. *Neironnyye seti: raspoznavaniye, upravleniye, prinyatiye resheniy* [Neural networks: recognition, management, decision-making]. Moscow: Finansy i statistika, 2004.
- Cherniak, O. I. et al. "Viyavleniia oznak neplatospromozhnosti pidpriemstva ta mozhlyvoho yoho bankrutstva" [Identifying signs of insolvency and possible bankruptcy]. *Statystyka Ukrainy*, no. 4 (2003): 87-94.
- Davydova, G. V., and Belikov, A. Yu. "Metodika kolichestvennoy otsenki riska bankrotstva predpriyatiy" [The method of quantitative assessment of the risk of bankruptcy]. *Upravleniye riskom*, no. 3 (1999): 13-20.
- Kondratyev, N. D. *Bolshiy tsikly konyunktury i teoriya predvideniya. Izbrannyye trudy* [Big cycles of conjuncture and theory of foresight. Selected works]. Moscow: Ekonomika, 2002.
- Kondratyev, N. D. "Bolshiy tsikly ekonomicheskoy konyunktury: doklad" [Large cycles of economic conditions: report]. In *Problemy ekonomicheskoy dinamiki*, 172-226. Moscow: Ekonomika, 1989.
- Matviichuk, A. V. "Diskryminantna model otsinky imovirnoshti bankrutstva" [Discriminant model estimates the probability of bankruptcy]. *Modeliuvannia ta informatsiini systemy v ekonomitsi*, no. 74 (2006): 299-314.
- Matviichuk, A. "Modeliuvannia finansovoi stiikosti pidpriemstv iz zastosuvanniam teorii nechitkoi lohiky, neironnykh merezh i diskryminatnoho analizu" [Modeling the financial sustainability of enterprises using the theory of fuzzy logic, neural networks and discriminating analysis]. *Visnyk Natsionalnoi akademii nauk Ukrainy*, no. 9 (2010): 24-46.
- Matviichuk, A. V. *Modeliuvannia ekonomichnykh protsesiv iz zastosuvanniam metodiv nechitkoi lohiky* [Modeling of economic processes with application of methods of fuzzy logic]. Kyiv: KNEU, 2007.
- Mak-Kalok, U. S., and Pitts, V. "Logicheskoye ischisleniye idey, odnosyashchikhsya k nervnoy aktivnosti" [A logical calculus of the ideas related to neural activity]. *Neyrokompyuter*, no. 3-4 (1992): 40-53.
- Matviichuk, A. V. *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika* [Artificial intelligence in Economics: neural networks, fuzzy logic]. Kyiv: KNEU, 2011.
- Nedosekin, A. O. *Nechetko-mnozhestvennyy analiz riskov fondovykh investitsiy* [Fuzzy multiple risk analysis of stock investment]. St. Petersburg: Sezam, 2002.
- Sharapov, O. D., and Kaidanovych, D. B. "Otsiniuvannia mozhlyvoho bankrutstva na osnovi indykatoriv finansovoho stanu kompanii z vykorystanniam neironnykh merezh zustrichnoho rozpovsiudzhennia" [Evaluation of a possible bankruptcy on the basis of indicators of the financial condition of companies using neural networks counter-propagation]. *Neiro-nchitki tekhnolohii modeliuvannia v ekonomitsi*, no. 1 (2012): 207-227.
- Sedaia, A. V. "Vykorystannia neironnykh merezh dlia modeliuvannia ta prohnozuvannia finansovoi diialnosti transportnoho pidpriemstva" [The use of neural networks for modeling and fore-

casting financial activity of a transport enterprise]. *Ekonomika ta upravlinnia na transporti*, no. 2 (2016): 115-120.

Taffler, R., and Tishaw, H. "Going, going, gone – four factors which predict". *Accountancy*. Vol. 88, no. 1003 (1977): 50-54.

Tereshchenko, O. O. *Antykrizove finansove upravlinnia na pidpriemstvi* [Anti-crisis financial management]. Kyiv: KNEU, 2004.

Yelyakov, A. D. "Informatsionnaya peregruzka lyudey" [Information overload people]. *Sotsiologicheskiye issledovaniya*, no. 5 (2005): 114-121.

Zhurovskiy, M. Z. "Tekhnolohichne peredbachennia ekonomiky Ukrainy na serednyostrokovomu (do 2020 r.) i dovhostrokovomu (do 2030 r.) chasovykh horizontakh (za materialamy nauko-voi dopovidi na zasidanni Prezydii NAN Ukrainy 4 lystopada 2015 roku)" [Technology foresight in the economy of Ukraine for the medium term (until 2020) and long term (2030) time horizons (on the materials of scientific report at meeting of Presidium of NAS of Ukraine 4 November 2015)]. *Visnyk Natsionalnoi akademii nauk Ukrainy*, no. 1 (2016): 57-68.

УДК 338.47

## ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ РЕСУРСНОГО ПОТЕНЦІАЛУ АВТОТРАНСПОРТНИХ ПІДПРИЄМСТВ

© 2017 ГОРБОКОНЬ В. Ю.

УДК 338.47

### Горбоконь В. Ю. Економіко-математичне моделювання ефективності використання ресурсного потенціалу автотранспортних підприємств

Метою статті є обґрунтування теоретико-методологічних засад процесу оцінки економічного моделювання та побудова прикладних моделей ефективності використання ресурсного потенціалу на прикладі показників діяльності автотранспортних підприємств. Використавши методи кореляційно-регресійного аналізу, автор здійснив оцінку впливу показників ресурсного потенціалу на чистий прибуток підприємства, виконану на основі показників одного із автотранспортних підприємств Закарпатської області. Результатом дослідження став набір регресійних моделей для прогнозування чистого прибутку підприємства. Наукова новизна статті полягає у глибокому та детальному економіко-математичному аналізі автотранспортних підприємств Закарпатської області. Практична значущість проведеного дослідження полягає у запропонованому переліку економічних моделей, які можуть стати основою прийняття оптимальних управлінських рішень керівництвом об'єкта дослідження.

**Ключові слова:** транспорт, автотранспортне підприємство, модель, фактори впливу, кореляційно-регресійний аналіз.

**Рис.:** 1. **Табл.:** 10. **Формул.:** 1. **Бібл.:** 8.

Горбоконь Віталій Юрійович – здобувач, кафедра економіки підприємства, Ужгородський національний університет (вул. Університетська, 14, Ужгород, Закарпатська обл., 88020, Україна)

**E-mail:** vitalhorbokony@gmail.com

УДК 338.47

### Горбоконь В. Ю. Экономико-математическое моделирование эффективности использования ресурсного потенциала автотранспортных предприятий

Целью статьи является обоснование теоретико-методологических основ процесса оценки экономического моделирования и построение прикладных моделей эффективности использования ресурсного потенциала на примере показателей деятельности автотранспортных предприятий. Использовав методы корреляционно-регрессионного анализа, автор осуществил оценку влияния показателей ресурсного потенциала на чистую прибыль предприятия, выполненную на основе показателей одного из автотранспортных предприятий Закарпатской области. Результатом исследования стал набор регрессионных моделей для прогнозирования чистой прибыли предприятия. Научная новизна статьи заключается в глубоком и детальном экономико-математическом анализе автотранспортных предприятий Закарпатской области. Практическая значимость проведенного исследования состоит в предложенном перечне экономических моделей, которые могут стать основанием для принятия оптимальных управленческих решений руководством объекта исследования.

**Ключевые слова:** транспорт, автотранспортное предприятие, модель, факторы влияния, корреляционно-регрессионный анализ.

**Рис.:** 1. **Табл.:** 10. **Формул.:** 1. **Библ.:** 8.

Горбоконь Віталій Юрьевич – соискатель, кафедра економіки підприємства, Ужгородський національний університет (вул. Університетська, 14, Ужгород, Закарпатська обл., 88020, Україна)

**E-mail:** vitalhorbokony@gmail.com

UDC 338.47

### Horbokon V. Yu. The Economic-Mathematical Modelling of the Efficient Use of the Resource Potential of Motor Transport Enterprises

The article is aimed at substantiating the theoretical and methodological foundations for assessment of economic modelling and building applicable models for the efficient use of the resource potential on the example of performance indicators for motor transport enterprises. Using the methods of correlation-regression analysis, the author assessed the impact of the indicators of resource potential on the enterprise's net profit on the basis of one motor transport enterprise of the Zakarpattia region. The result of the study was a set of regression models to predict the enterprise's net profits. The scientific novelty of the publication lies in a deep and detailed economic-mathematical analysis of the enterprises of the Zakarpattia region. The practical content of the carried out study is represented in the proposed list of economic models, which may provide the basis for optimal managerial decision-making by the management of the research site.

**Keywords:** transport, motor transport enterprise, model, factors of influence, correlation-regression analysis.

**Fig.:** 1. **Tbl.:** 10. **Formulae:** 1. **Bibl.:** 8.

Horbokon Vitaliy Yu. – Applicant, Department of Economics of Enterprises, Uzhhorod National University (14 Universytetska Str., Uzhhorod, Zakarpattia region, 88020, Ukraine)

**E-mail:** vitalhorbokony@gmail.com

Діяльність автотранспортних підприємств пасажирського та вантажного профілю перевезень є ключовим фактором нормального функціонування економіки будь-якого регіону. Досягнення кращої ефективності у використанні автотранспортними під-

приємства (надалі – АТП) свого ресурсного потенціалу є запорукою зростання всієї економіки.

Економіко-математичні методи, як одні з найбільш ефективних методів оцінки процесів і явищ, дозволяють на основі великих масивів цифрової інформації виявити