

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ФОРМИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ СЛОЖНЫХ ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

© 2014 ХМЕЛЁВ А. Г.

УДК 330.46.161.7:04.7.28

Хмельёв А. Г. Эволюционные методы формирования нейросетевых моделей сложных экономических систем

В статье выполнен анализ принципов формирования нейросетевых моделей сложных экономических систем. Обоснована перспективность использования методов искусственного интеллекта при моделировании сложных экономических систем. Показана возможность использования эволюционных методов при формировании нейросетевых моделей сложных экономических систем для обеспечения инвариантности их обобщающих свойств. В качестве реализации предложен генетический алгоритм с геномом из оперонов фиксированной длины. Рассмотрены все опероны с точки зрения функциональных позиций. Отмечена особенность алгоритма, которая позволяет исключить антропогенные факторы при выборе архитектуры нейросетевых моделей. Доказана адекватность формируемых нейросетевых моделей сложных экономических систем.

Ключевые слова: экономическая система, бизнес-процесс, нейросетевые модели, эволюционные методы.

Рис.: 2. **Биб.:** 10.

Хмельёв Александр Геннадиевич – доктор экономических наук, доцент, заведующий кафедрой экономической кибернетики и информационных технологий, Донбасский государственный технический университет (пр. Ленина, 16, Алчевск, 94204, Украина)

E-mail: akhmelev@gmail.com

УДК 330.46.161.7:04.7.28

UDC 330.46.161.7:04.7.28

Хмельёв О. Г. Еволюційні методи формування нейромережевих моделей складних економічних систем

У статті виконано аналіз принципів формування нейромережевих моделей складних економічних систем. Обґрунтовано перспективність використання методів штучного інтелекту при моделюванні складних економічних систем. Показано можливість використання еволюційних методів при формуванні нейромережевих моделей складних економічних систем для забезпечення інваріантності їх взагалюючих властивостей. Запропоновано генетичний алгоритм з геномом з оперонів фіксованої довжини. Розглянуто всі оперони з точки зору функціональних позицій. Відзначено особливість алгоритму, яка дозволяє виключити антропогенні фактори при виборі архітектури нейромережевих моделей. Доведено адекватність нейромережевих моделей складних економічних систем, що формуються.

Ключові слова: економічна система, бізнес-процес, нейромережеві моделі, еволюційні методи.

Рис.: 2. **Біб.:** 10.

Хмельёв Александр Геннадійович – доктор економічних наук, доцент, завідувач кафедри економічної кибернетики та інформаційних технологій, Донбаський державний технічний університет (пр. Леніна, 16, Алчевськ, 94204, Україна)

E-mail: akhmelev@gmail.com

Khmel'yov O. H. Evolution Methods of Formation of Neuronet Models of Complex Economic Systems

The article analyses principles of formation of neuronet models of complex economic systems. It justifies prospectiveness of use of artificial intellect methods when modelling complex economic systems. It shows a possibility of use of evolution methods when forming neuronet models of complex economic systems for ensuring invariance of their generalising properties. It offers an algorithm with a genome from operons of fixed length. It considers all operons from the point of view of functional positions. It notes a specific feature of the algorithm, which allows excluding anthropogenic factors when selecting the neuronet models architecture. It proves adequacy of the formed neuronet models of complex economic systems.

Key words: economic system, business process, neuronet models, evolution methods.

Pic.: 2. **Bibl.:** 10.

Khmel'yov Oleksandr H. – Doctor of Science (Economics), Associate Professor, Head of the Department of Economic Cybernetics and Information Technologies, Donbas State Technical University (pr. Lenina, 16, Alchevsk, 94204, Ukraine)

E-mail: akhmelev@gmail.com

Современная экономика Украины настоятельно требует принципиально новых подходов в теории и практике экономико-математического моделирования при оптимизации бизнес-процессов в силу ускоряющегося роста их емкости и размерности [1].

С каждым годом в силу роста вычислительной сложности современных задач экономико-математического моделирования все более широкое применение находят формализованные технологии всего жизненного цикла инструментария моделирования. Анализ данных, генерация гипотез, валидация моделей, собственно моделирование, оптимизация управления – эти и многие другие задачи на современном этапе вполне могут быть формализованы до алгоритмического уровня.

Во многих исследованиях [8, 9] отмечены позитивные перспективы использования методов искусственного интеллекта при моделировании сложных экономических систем: нечеткой логики, эволюционных алгоритмов, нейронных сетей и их комбинаций.

Теоретические и практические аспекты построения формализованных методов идентификации сложных экономических систем и последующего использования, полученных экономико-аналитических функций, нашли свое отражение в работах, в частности: А. И. Галушкина, В. А. Головки, А. Н. Горбаня, А. Н. Колмогорова, А. В. Матвийчука, Ю. Г. Лысенко, Б. Б. Нестеренко, М. А. Новотарского, С. А. Терехова и др.

Во многих работах подчеркивается, что современные экономико-математические методы и модели характеризуются динамичностью, многомерностью, нелинейностью, частичной дискретностью, вычислительной сложностью, что поднимает проблему построения полностью формализованных методов моделирования на новый, качественный уровень.

Среди зарубежных авторов [4, 5, 10] по данному направлению весомый вклад в развитие математических основ данного направления внесли исследователи: С. Амари, Т. Антасио, В. Вапник, С. Гросберг, К. Дьямантарас, С. Дуглас, Ф. Усармен, Б. Уидроу, Т. Кохонен, С. Холден, Э. Осу-

на, Р. Тьюринг, Ф. Розенблат, Р. Линксер, В. Черкасский, М. Форкада, С. Хайкин, Д. Хеб, Р. Хехт-Нильсен, Д. Хопфилд, Х. Янг и др.

Практический аспект нашел свое отражение как в работах вышеназванных авторов, так и в публикациях В. В. Борисова, В. В. Круглова, Е. В. Харитоновна, В. Г. Царегородцева [7] и др.

Косвенным подтверждением актуальности данного направления исследований является высочайший уровень интереса со стороны государственных и частных инвесторов к соответствующим научным и исследовательским программам, среди которых AAAI (США) с объемом финансирования \$400 млн, Human Fronten (Япония) с объемом финансирования \$670 млн, IMPRSNC (ЕС) с объемом финансирования \$10 млн и др.

Как подчеркивается в вышеприведенных работах, общей проблемой нейросетевого экономико-математического моделирования является высокий уровень требований к подготовке исследователей в области систем обработки информации методами искусственного интеллекта, поэтому актуальной остается задача полной формализации процессов построения таких моделей [4].

Целью данной работы является анализ принципов формирования нейросетевых моделей сложных экономических систем эволюционными методами и разработка модифицированного генетического алгоритма с косвенным кодированием фенотипа геномом фиксированной длины.

Этот геном отличается тем, что включает в себя не только топологические характеристики искусственных нейронных сетей (ИНС) и описатели межнейронного взаимодействия, но и параметры процесса обучения ИНС.

К таким параметрам относятся скорость, параметры шага, инерция градиента, время обучения, используемый метод обучения, методы предобработки и т. д.

Реализацией данного подхода является разработанный генетический алгоритм адаптивного обучения (GAAL – genetic algorithm for adaptive learning). Данный алгоритм является масштабируемым в рамках компьютерной сети (локальной или глобальной). Он использует не прямое кодирование архитектуры ИНС и обладает возможностью реализации так называемого островного кодирования генома. Это означает, что его отдельные функционально независимые части скрещиваются только «внутри острова», т. е. за обучение отвечает свой фрагмент генома, за архитектуру ИНС – свой и т. д.

В геном алгоритма включаются лишь те показатели, которые характеризуют статистические свойства ИНС, что позволяет фиксировать длину генома конечной величиной и применять классические технологии кроссинговера и мутации.

Схема предложенного алгоритма GAAL приведена на рис. 1.

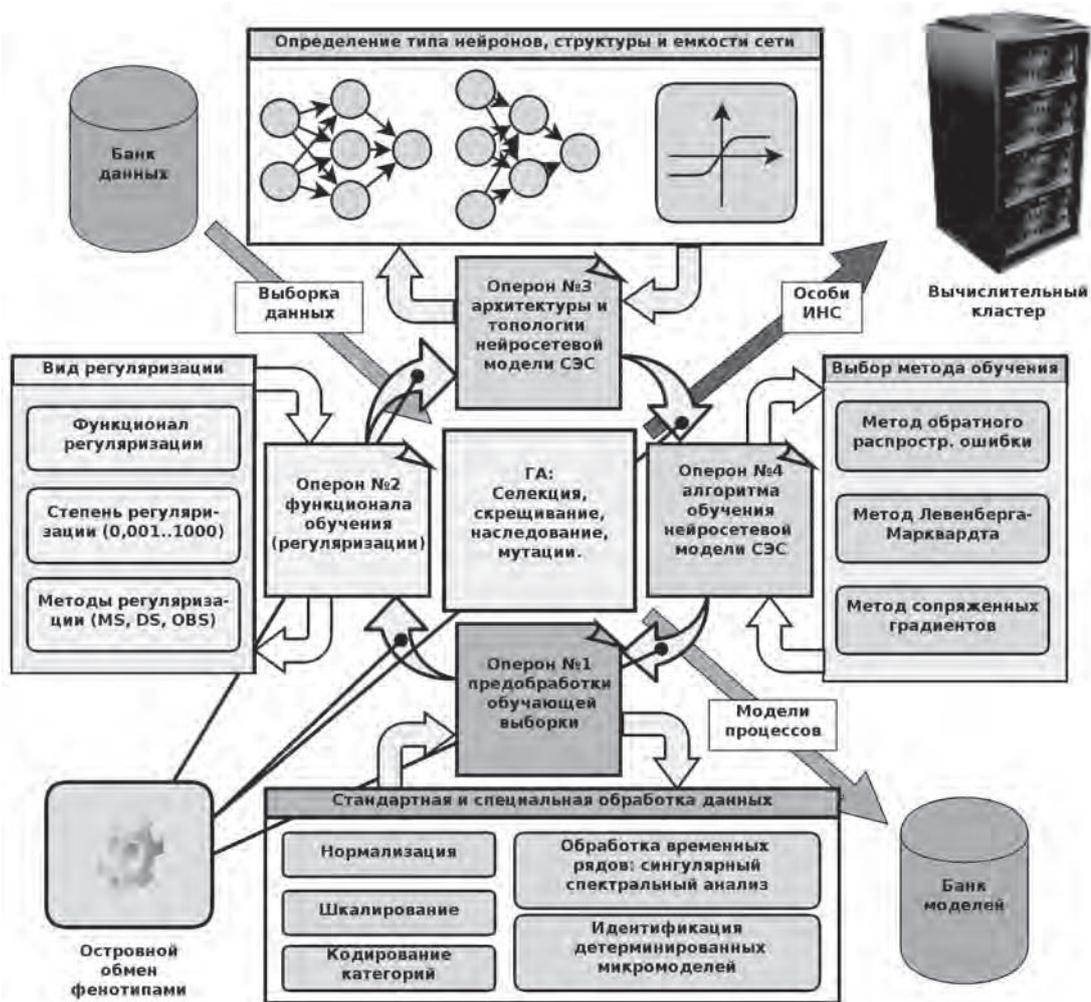


Рис. 1. Схема генетического алгоритма адаптивного обучения нейросетевых моделей сложных экономических систем

Рассмотрим составляющие генетического алгоритма. Геном разбит на функциональные части, названные оперонами по аналогии с биологическим прототипом.

Банк данных содержит статистические записи о динамических процессах идентифицируемой сложной экономической системы. Число оперонов равно числу «островов» генетического алгоритма. На каждом «острове» выполняется классический набор действий генетического алгоритма: селекция, скрещивание, наследование, мутации.

Реализация генетического алгоритма в виде островной модели (*island model*) позволяет использовать параллельные вычисления, что эффективно как при реализации эволюционного процесса на базе вычислительных кластеров, так и в случае использования многопроцессорных ПЭВМ [2].

Пусть каждая особь ИНС формируется отдельным процессом вычислительного кластера. Размер популяции для эффективного скрещивания и возможности турнирного отбора целесообразно выбрать равным 2^N , где $N > 3$ – целое число. Число 2 является одновременно числом участников скрещивания или этапа турнира. Так, в случае общего размера популяции в 256 особей её следует разбить на 4 подпопуляции (по принятому числу оперонов), т. е. каждая имеет размер в 64 особи.

В рамках каждой подпопуляции процесс эволюции выполняется своим генетическим алгоритмом и изменяет только ту часть генома, которая соответствует оперону «острова».

Со снижающейся периодичностью выполняется перенос доминантных особей с одного «острова» на другой. Этот процесс называется миграцией и выполняется однонаправленно (т. е. особь может вернуться на свой «остров», только пройдя полный круг).

Однонаправленный порядок миграции позволяет нивелировать опасность вырождения всей популяции. Поскольку численность отдельных «островов» невелика, то важным фактором является частота миграций. Например, каждые 3 поколения в начале процесса эволюции и каждые 8 поколений в конце.

Повышение частоты миграций увеличивает пространство поиска генетического алгоритма. Так, при миграции на каждом поколении островной генетический алгоритм превращается в обычный, классический.

Слишком редкие миграции сужают пространство поиска и поэтому ускоряют его ход, но растёт риск вырождения подпопуляций.

В силу стохастичной природы генетических алгоритмов на разных «островах» будут происходить процессы поиска близких к оптимальным параметров процесса формирования ИНС в пределах отдельного оперона. При этом обмен за счет миграции позволяет объединить найденные решения в единое, также квазиоптимальное, но уже для всей популяции в целом.

Разбиение на опероны является важным фактором, с одной стороны, для сокращения размеров пространства генетического поиска, с другой, – не менее привлекательной выглядит потенциальная возможность модификаций генетического алгоритма внутри отдельного «острова».

Поскольку опероны отвечают за разные функции, то и алгоритм оптимизации состава оперона на каждом из островов может быть различным.

Рассмотрим каждый оперон с функциональных позиций.

Оперон № 1 предобработки обучающей выборки.

В данном опероне кодируются правила стандартной и специальной предварительной обработки обучающей выборки.

Из числа стандартных в оперон входят параметры масштабирования и смещения, а из специальных следует отметить поиск значимых компонент разложения для фильтрации динамического процесса и расширение обучающей выборки на основе микромоделей [1].

Оперон № 2 функционала обучения.

Данный оперон отвечает за выбор целевой функции процесса обучения ИНС.

Примечательно, что большинство нейропакетов используют квадратичную функцию потерь без каких-либо модификаций. Между тем, такое решение не может быть оптимальным по определению, поскольку глобальный экстремум данного критерия равен нулю и соответствует режиму интерполяции обучающего множества.

В таком случае переобученная ИНС теряет свои обобщающие свойства и способна лишь восстанавливать без погрешности данные из обучающей выборки. Поэтому выбор наиболее адекватного критерия обучения является важнейшей задачей, её решение заключается в регуляризации поиска оптимальной точки обученного состояния ИНС по Тихонову [4], поэтому оперон № 2 содержит в себе параметры величины регуляризации, её тип и данные о структуре штрафа регуляризации.

Оперон № 3 отвечает за архитектуру и топологию ИНС.

Архитектура определяет тип используемой ИНС (персептрон, комитет ИНС, ассоциативная машина смешения мнений, ассоциативная машина иерархического смешения мнений). Топология определена как общее число подсетей, слоев и синаптических связей в архитектуре ИНС.

Для многокомпонентных ИНС на основании этих данных можно рассчитать число нейронов во всей сети и её подсетях. Таким образом, используется косвенный метод кодирования топологии [1, 2]. Также в данный оперон можно включить фрактальные описатели межнейронных связей.

В текущей реализации GAAL этого пока не сделано. Но в целом, важно отметить, что предложенный подход позволяет гибко добавлять новые типы нейронов и архитектуру ИНС в GAAL.

Оперон № 4 определяет выбор метода обучения.

Ключевым является элемент, отвечающий за тип обучения, но, кроме того, в оперон входят параметры управления скоростью и инерцией градиентного спуска.

В настоящее время GAAL поддерживает три типа обучения [4]: классическое обратное распространение ошибки, алгоритм Левенберга – Марквардта и метод сопряженных градиентов. Однако по аналогии с опероном № 3 возможно добавление новых типов обучения ИНС.

Структурная схема распределенной вычислительной сети для реализации алгоритма GAAL приведена на рис. 2.

Программный интерфейс системы распределенных вычислений был реализован через разработанный набор API, поэтому конечный интерфейс пакета является довольно просто модифицируемым.

Допускается реализация в виде отдельного приложения операционных систем семейства Windows, а при разворачивании приложения на сервере IIS 6.0 и выше допускается реализация в виде web-приложения.

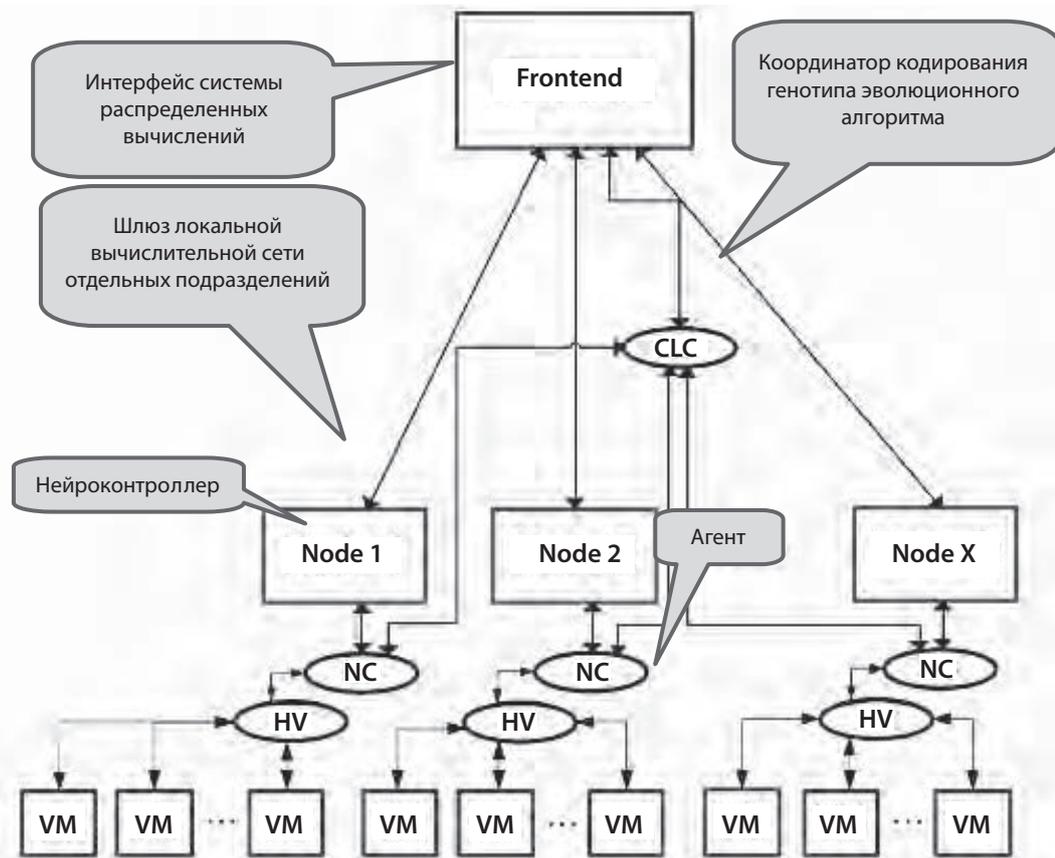


Рис. 2. Структурная схема распределенной вычислительной сети генетического формирования оптимальной топологии ИНС

В последнем случае для управления системой распределенных вычислений может использоваться произвольная клиентская операционная система, в которой есть браузер.

Этот вариант удобен, когда процесс формирования обучающих выборок и обучения ИНС выполняют несколько операторов или пользователей систем поддержки принятия решений на базе данного алгоритма.

Практическое применение алгоритма GAAL, результаты обучения полученных нейросетевых методов и моделей, а также их сравнительный анализ [6] подтверждают высокую степень формализации нейродинамической идентификации сложных экономических систем с поиском структуры и параметров итоговой ИНС на основе предложенного подхода.

ВЫВОДЫ

Во-первых, применение эволюционных методов обучения ИНС является весьма перспективным направлением, т. к. снижает требования к уровню квалификации в области нейросетевого моделирования для конечного пользователя.

Во-вторых, спектр возможных вариаций эволюционной адаптации топологии ИНС в настоящее время разработан лишь для узкого класса сетей прямого распространения, в этой области предстоит еще много новых исследований.

В-третьих, косвенные методы кодирования вполне могут конкурировать в плане производительности как с классическими методами прямого кодирования, так и с более современными модификациями.

В-четвертых, предварительная обработка с применением современных методов фильтрации шумов обучающей выборки является важным шагом в смысле адекватности получаемых ИНС.

Наконец, косвенные методы генетического поиска архитектуры и параметров обучения ИНС – единственный, в настоящее время, способ исключить субъективный фактор (человека) из процесса формирования и проверки на адекватность экономико-математических нейросетевых моделей. ■

ЛИТЕРАТУРА

1. Лысенко Ю. Г. Нечеткие модели и искусственные нейронные сети в управлении предприятием / Ю. Г. Лысенко, Е. Е. Бизянов, А. Г. Хмельёв // *Економічна кібернетика*. – Донецьк, 2012. – № 1-2 (65-66). – С. 85 – 91.
2. Субботін С. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткіологічних і нейромережних моделей / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник; під заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
3. Тихонов А. Н. Методы решения некорректных задач / А. Н. Тихонов, В. Я. Арсенин. – М.: Наука, 1979. – 288 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
5. Хехт-Нильсен Р. Нейрокомпьютинг: история, состояние, перспективы / Р. Хехт-Нильсен // *Открытые системы*. – 1998. – № 4.
6. Хмельёв А. Г. Нейросетевые модели идентификации и оптимизации системы бюджетирования крупных промышленных предприятий / А. Г. Хмельёв, Л. А. Лютянская // *Бизнес Информ*. – 2010. – № 2(1). – С. 103 – 106.
7. Царегородцев В. Г. Оптимизация предобработки данных: константа Липшица обучающей выборки и свойства обученных нейронных сетей / В. Г. Царегородцев // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. – 2003. – № 7. – С. 3 – 8.
8. Цой Ю. Р. Эволюционный подход к настройке и обучению искусственных нейронных сетей / Ю. Р. Цой, В. Г. Спицын // *Электронный журнал «Нейроинформатика»*. – 2006. – Т. 1. – № 1. – С. 34 – 61.

9. Haykin S. Adaptive Filter Theory / S. Haykin. – Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 1996. – 987 p.

10. Hecht-Nielsen R. Neurocomputing. / R. Hecht-Nielsen. – Mass.: Addison Wesley, 1992. – 433 p.

REFERENCES

Haykin, S. Adaptive Filter Theory. N. Y.: Prentice Hall, 1996.
Hecht-Nielsen, R. Neurocomputing. Mass.: Addison Wesley, 1992.

Khaykin, S. Neyronnye seti: polnyy kurs [Neural networks: a complete course]. Moscow: Viliams, 2006.

Khokht-Nilsen, R. «Neyrokompiuting: istoriia, sostoianie, perspektivy» [Neurocomputing: history, current state and prospects]. Otkrytye sistemy, no. 4 (1998).

Khmelev, A. G., and Liutianskaia, L. A. «Neyrosetevye modeli identifikatsii i optimizatsii sistemy biudzhetrovaniia krupnykh promyshlennykh predpriatii» [Neural network model identification and optimization of the budgeting system of large industrial enterprises]. Biznes Inform, no. 2 (1) (2010): 103-106.

Lysenko, Yu. H., Byzianov, E. E., and Khmelev, A. H. «Nechetkiye modeli y yskusstvennyye neironnye sety v upravlenyy predpriyatyyem» [Fuzzy models and artificial neural networks in enterprise management]. Ekonomichna kibernetika, no. 1-2 (65-66) (2012): 85-91.

Subbotin, S. O., Oliinyk, A. O., and Oliinyk, O. O. Neiteratyvni, evoliutsiini ta multyahentni metody syntezu nechitkolohichnykh i neyromereznykh modelei [Neiteratyvni, evolutionary and multi-agent nechitkolohichnykh synthesis methods and neural network models]. Zaporizhzhia: ZNTU, 2009.

Tsoy, Yu. R., and Spitsyn, V. G. «Evoliutsionnyy podkhod k nastroyke i obucheniiu iskusstvennykh neyronnykh setey» [Evolutionary approach to setting up and training artificial neural networks]. Neyroinformatika, vol. 1, no. 1 (2006): 34-61.

Tikhonov, A. N., and Arsenin, V. Ya. Metody resheniia nekorrektnykh zadach [Methods for solving ill-posed problems]. Moscow: Nauka, 1979.

Tsaregorodtsev, V. G. «Optimizatsiia predobrabotki dannykh: konstanta Lipshtitsa obuchaiushchey vyborki i svoystva obuchennykh neyronnykh setey» [Optimizing data preprocessing: Lipschitz constant training sample and properties of trained neural networks]. Neyrokompiutery: razrabotka, primenenie, no. 7 (2003): 3-8.

УДК 338.984

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ БЮДЖЕТУВАННЯ ТА ВИКОРИСТАННЯ ТРУДОВИХ РЕСУРСІВ НА ПІДПРИЄМСТВАХ ВУГЛЕДОБУВНОЇ ГАЛУЗІ

© 2014 ГЛІНСЬКА О. М., ПАРХОМЕНКО С. О., ХМЕЛЬОВА А. В.

УДК 338.984

Глінська О. М., Пархоменко С. О., Хмельова А. В. Нейромережеве моделювання процесів бюджетування та використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі

У статті розглянуто питання ефективного бюджетування та використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі. Експериментально перевірено, що для рішення задачі моделювання процесу бюджетування та ефективного використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі доцільно використовувати сучасні нейромережі, а саме: багатoshаровий перцептрон. Визначено, що найкращим програмним пакетом для створення нейромереж типу архітектури «багатoshаровий перцептрон» є Statistica. У результаті аналізу та порівняльної характеристики обрано топологію та побудовано нейромережеву модель бюджетування та використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі.

Ключові слова: бюджетування, трудові ресурси, нейронна мережа, модель, оптимізація.

Рис.: 1. Табл.: 1. **Формул:** 2. **Бібл.:** 11.

Глінська Ольга Миколаївна – магістрант, Донбаський державний технічний університет (пр. Леніна, 16, Алчевськ, 94204, Україна)

Пархоменко Сергій Олександрович – магістрант, Донбаський державний технічний університет (пр. Леніна, 16, Алчевськ, 94204, Україна)

Хмельова Ангеліна Володимирівна – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри економічної кібернетики та інформаційних технологій, Донбаський державний технічний університет (пр. Леніна, 16, Алчевськ, 94204, Україна)

E-mail: avkhmeleva@gmail.com

УДК 338.984

Глинская О. М., Пархоменко С. А., Хмельова А. В. Нейросетевое моделирование процессов бюджетирования и использования трудовых ресурсов на предприятиях угледобывающей отрасли

В статье рассмотрены вопросы эффективного бюджетирования и использования трудовых ресурсов на предприятиях угледобывающей отрасли. Экспериментально проверено, что для решения задачи моделирования процесса бюджетирования и использования трудовых ресурсов на предприятиях угледобывающей отрасли целесообразно использовать современные нейросети, а именно: многослойный перцептрон. Определено, что лучшим программным пакетом для создания нейросетей архитектуры типа «многослойный перцептрон» является Statistica. В результате анализа и сравнительной характеристики выбрана топология и построена нейросетевая модель бюджетирования и использования трудовых ресурсов на предприятиях угледобывающей отрасли.

Ключевые слова: бюджетирование, трудовые ресурсы, нейронная сеть, модель, оптимизация.

Рис.: 1. Табл.: 1. **Формул:** 2. **Библ.:** 11.

Глинская Ольга Николаевна – магистрант, Донбасский государственный технический университет (пр. Ленина, 16, Алчевск, 94204, Украина)

Пархоменко Сергей Александрович – магистрант, Донбасский государственный технический университет (пр. Ленина, 16, Алчевск, 94204, Украина)

Хмельова Ангелина Владимировна – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры экономической кибернетики и информационных технологий, Донбасский государственный технический университет (пр. Ленина, 16, Алчевск, 94204, Украина)

E-mail: avkhmeleva@gmail.com

UDC 338.984

Hlinska O. M., Parkhomenko S. O., Khmelyova A. V. Neuronet Modelling of the Processes of Budgeting and Use of Labour Resources at Coal Mining Enterprises

The article considers issues of efficient budgeting and use of labour resources at coal mining enterprises. It proves expediency of use of modern neuronet, namely, multilayer perceptron, for solution of tasks of modelling the process of budgeting and use of labour resources at coal mining enterprises. It shows that Statistika is the best software package for creation of neuronets of the multilayer perceptron architecture. On the basis of analysis and comparative characteristic the article selects the topology and builds a neuronet model of budgeting and use of labour resources at coal mining enterprises.

Key words: budgeting, labour resources, neuronet, model, optimisation.

Pic.: 1. **Tabl.:** 1. **Formulae:** 2. **Bibl.:** 11.

Hlinska Olha M. – Graduate Student, Donbas State Technical University (pr. Lenina, 16, Alchevsk, 94204, Ukraine)

Parkhomenko Serhiy O. – Graduate Student, Donbas State Technical University (pr. Lenina, 16, Alchevsk, 94204, Ukraine)

Khmelyova Anhelina V. – Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor, Associate Professor, Department of Economic Cybernetics and Information Technologies, Donbas State Technical University (pr. Lenina, 16, Alchevsk, 94204, Ukraine)

E-mail: avkhmeleva@gmail.com