

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. *Neuronnye seti: polnyy kurs* [Neural networks: a complete course]. Moscow: Viliams, 2006.

Khokht-Nilsen, R. «Neyrokompjuting: 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]. *Neyrokompjutyery: 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: багатошаровий перцептрон. Визначено, що найкращим програмним пакетом для створення нейромереж типу архітектури «багатошаровий 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

**Е**кономічна безпека країни базується на максимальній автономності її діяльності із забезпеченням стабільного функціонування національного господарства [1].

Основною умовою цього стає забезпечення економіки різними видами ресурсів у достатньому обсязі. Однією з найважливіших та основних умов надійної роботи національної економіки є енергетичні ресурси.

У 2011 р. Кабінетом Міністрів України було прийнято рішення зміни структури споживання енергетичних ресурсів у напрямку збільшення частки споживання вугілля та зменшення частки споживання інших ресурсів. Це означає, що вугледобувна галузь України є основою енергетичної та економічної безпеки країни [4].

На сьогоднішній день вугледобувна галузь схильна до скорочення трудового персоналу. Чисельність робітників зайнятих безпосередньо у видобутку вугілля скоротилася у порівнянні з 1989 р. на 65% і складає 224 тис. осіб, а видобуток вугілля на 54%.

Згідно з інформацією, наданою Міністерством палива та енергетики України, у 2011 р. вугледобувна галузь виробила та реалізувала продукції на 146833,2 млн грн, планувалося 187550,25 млн грн.

Таким чином, відхилення від планових показників становить 21,7%. Згідно з методикою оцінки ефективності бюджетування нормативне відхилення планових показників від фактичних складає 20%.

Виходячи з цього можна говорити про те, що процес бюджетування та використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі України є неефективними.

Зважаючи на посилену конкуренцію на ринку, для успішної роботи компаніям доводиться випереджати своїх конкурентів не тільки за рівнем технологій і показниками основної операційної діяльності, але й за якістю систем управління, що забезпечують швидку реакцію компанії на ринкові зміни.

Запорука оперативного реагування будь-якої системи – це своєчасне отримання інформації про ринок і положення на ньому керованого об'єкта. Забезпечити керівників компанії своєчасною фінансовою інформацією можливо при застосуванні технології бюджетного управління.

Бюджетування – це найважливіший елемент системи управління підприємством, а не просто інструмент фінансового менеджменту. За змістом бюджетування являє собою технологію планування, обліку, контролю й аналізу фінансових, інформаційних і матеріальних потоків, а також отриманих результатів.

Ця технологія охоплює всі функціональні сфери діяльності підприємства: маркетинг, адміністрування, управління персоналом, виробництво, закупівлі, контроль якості, дослідження, продаж.

Вагомий внесок у розробку теоретичних положень бюджетування зробили такі вітчизняні та зарубіжні вчені, як К. Друрі, М. Альфред, Дж. Фостер, К. Дж. Шим, Ч. Т. Хорнгрен, Р. Брейлі, Г. Андерсон, Е. Джонс, Д. Ірвін, Т. Карлін, А. МакМін, Ш. Міаз, Б. Нідз, Дж. Сігел та ін.

В опублікованих роботах [6, 7, 11] висвітлено погляди авторів на сутність бюджетування та бюджетів, запропоновані різні підходи до класифікації, визначено проблеми і позитивні результати впровадження бюджетування на підприємствах різних галузей, у тому числі вугледобувної.

Окремим аспектам оцінки використання трудових ресурсів присвячують свої дослідження вітчизняні та закордонні науковці, зокрема, Л. Г. Миронова, М. М. Жибак,

Л. В. Шитікова, Ю. Г. Лисенко, О. А. Богущий, С. І. Лавриченко, О. А. Грішнова та інші.

Аналіз забезпеченості підприємства робочою силою здійснюється способом порівняння фактичної чисельності працівників за категоріями із розрахунковими (плановими) показниками і з показниками, що були досягнуті в минулому періоді. Це дає можливість визначити рівень виконання плану (завдання), а також динаміку показників.

Аналіз забезпеченості робочою силою та її використання проводиться в тісному зв'язку з аналізом обсягу виробництва продукції, продуктивності праці, трудомісткості та використання робочого часу.

Основними показниками використання трудових ресурсів є дані про чисельність персоналу різних категорій і професій, його кваліфікацію та освітній рівень, про витрати робочого часу в людино-днях, людино-годинах, кількість виробленої продукції або виконаних робіт, а також відомості про рух особового складу підприємства.

Проблеми трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі були вивчені у роботах З. Б. Живко, Ю. В. Білоус, І. Ф. Кононова [4, 9, 10]. Також практичні засади нейромережевого моделювання були розглянуті в роботах В. Борисова, В. Круглова, В. Антонова, С. Хайкіна, О. Балашова, В. Царегородцева та ін. [3, 6].

*Метою* статті є знаходження шляхів зниження витрат процесу бюджетування на підприємствах вугледобувної галузі завдяки використанню імітаційного нейромережевого моделювання.

**Б**юджетування на сьогоднішній день є одним з найефективніших методів фінансового планування та управління діяльністю більшості промислових підприємств [8]. У свою чергу, нейронні мережі якнайкраще підходять для рішення задач планування.

Початковим етапом моделювання є формування навчальної вибірки, входними параметрами якої будуть функціональні бюджети бізнес-процесів, на які можливо впливати (преміальний, амортизаційний фонд, тощо), вихідними сигналами будуть оціночні параметри ефективності бюджетування.

Оцінка ефективності бюджетування проводиться в системі ключових показників виробництва. Кількість і склад цих показників повинен визначатися експертами.

Вхідними параметрами обрано витрати на ремонт, обслуговування та утримання обладнання, витрати на забезпечення киснем і водовідведення, матеріально-технічне забезпечення, витрати на електроенергію, на охорону праці, оплату праці та на соціальні потреби. Вихідними параметрами обрано рентабельність виробництва ( $Y_1$ ) та видобуток вугілля ( $Y_2$ ).

Точність моделі та її адекватність великою мірою залежить від якості навчальної вибірки [1 – 3]. Одним з найбільш складних етапів при прогнозуванні за допомогою НМ є формування навчальної вибірки (НВ). На цьому етапі визначається, яка інформація про поведінку прогнозованої змінної (ПЗ) буде подана на вхід НМ. Від якості одержаної НВ залежить ефективність прогнозування в цілому.

На сьогоднішній день відсутні ефективні формальні критерії оцінки якості НВ, на підставі яких можлива розробка методик, орієнтованих на оптимізацію НВ. Відсутні формальні, обґрунтовані з точки зору особливості задачі і засобів її розв'язання, методики підвищення якості НВ.

Оскільки від якості розв'язання задачі прогнозування залежить ефективність прийнятих рішень у будь-якій галузі техніки й, особливо, у задачах управління та економіки, можна стверджувати, що дослідження, спрямовані на створення і впровадження сучасних методів аналізу і підвищення якості навчальної вибірки для нейромереж у задачах прогнозування часових рядів, є дуже значущим, тому другим етапом є попередня обробка навчальної вибірки.

Згідно з роботою В. Царгородцева [3] для обробки кількісних величин найчастіше застосовують лінійне зміщення інтервалу значення ознаки.

Формула перерахунку значення ознаки  $x$  для  $i$ -го прикладу вибірки в інтервал  $[a, b]$  така:

$$\tilde{x}_i = \frac{(x_i - x_{\min})(b - a)}{(x_{\max} - x_{\min})} + a, \quad (1)$$

де  $x_{\max}$ ,  $x_{\min}$  – максимальне і мінімальне вибіркові значення ознаки відповідно.

Також для підвищення якості навчальної вибірки використовувалася метод нормалізації вхідних параметрів.

Суть нормалізації полягає у приведенні середнього значення безлічі, що навчається до значення близького до нуля. Детальніше даний метод описаний в [5].

Дані для моделювання були взяті з бухгалтерських документів чотирьох вугледобувних підприємств потужнево протягом з січня 2009 р. до грудня 2011 р. включно.

Загалом зібрано й оброблено 626 рядків, із них 126 – тестова вибірка та 500 – навчальна. Вісім вхідних параметрів і два вихідних.

На сьогоднішній день існує багато програмних пакетів, що реалізують математичний апарат нейронних мереж. Найвідомішими серед них є NeuroPro, Deductor Studio та Statistica.

Незважаючи на те, що програмний пакет NeuroPro є найпоширенішим, він значно поступається іншим у швидкості обробки даних та точності розрахунку.

На даний момент Statistica – це найсучасніший та найпотужніший пакет статистичного аналізу, у якому реалізовані всі нові комп'ютерні та математичні методи аналізу даних. Тому для моделювання було обрано програмний пакет Statistica. Правильність цього вибору було експериментально підтверджено.

За допомогою вибірки було проведено навчання нейронної мережі, тип архітектури – багат шаровий перцептрон, топологія – один внутрішній прошарок з трьома нейронами, метод навчання – зворотне розповсюдження помилки з постійним кроком (0,01), без шуму. Отримано такі результати: NeuroPro показав точність розпізнавання 84,37%, Deductor Studio – 93,66%, Statistica – 98%.

Проведено навчання таких типів нейронних мереж: лінійна (Linear), багат шаровий перцептрон (MLP) і мережа типу радіальної базисної функції (RBF). Апроксимуюча поверхня в нашому випадку є багатовимірним простором, у якого всі координати безперервні, у силу того, що кожна величина відображає стан безперервного економічного процесу. Виходячи з цього доцільно використовувати багат шаровий перцептрон.

Правильність цього припущення підтверджено результатами експериментального обчислювання, а саме: помилка тестування Linear дорівнює 24%, RBF – 3,15%, MLP – 3.15%.

З досвіду вчених в галузі нейромережевого моделювання [6 – 8] відомо, що при приблизно рівних результатах

двох чи більше мереж обирається та, що має більш просту архітектуру та топологію.

Також у процесі експериментального обчислювання було випробувано різну кількість прихованих прошарків та кількість нейронів і було визначено, що оптимальним є кількість прихованих прошарків – два, п'ять нейронів у першому та два нейрона у другому.

Оптимальна складність нейронної мережі обумовлена необхідною потужністю. Крім того, збитковість складності багат шарового перцептрон призводить до втрати апроксимуючої здатності.

Таким чином, нейронна мережа повинна володіти достатньою кількістю прошарків, щоб задовольнити потребу в потужності та не втратити здатності до узагальнення.

Експериментальне дослідження показало, що з ростом кількості нейронів у прошарках знижується помилка навчання.

На рис. 1 наведено діаграму, яка відображає залежність навчальної та узагальнюючої помилок від кількості нейронів в нейромережі. На діаграмі зображено дві лінії, з яких верхня характеризує помилку узагальнення від кількості нейронів, а нижня, у свою чергу, – помилку навчання.

При подальшому збільшенні кількості нейронів у шарах відбувається втрата нейромережі здатності до узагальнення, у літературі ця ситуація називається «перенавчання».

У процесі моделювання було апробовано шість методів навчання:

- ✦ метод зворотного розповсюдження помилки без шуму з фіксованим кроком;
- ✦ метод градієнтного спуску;
- ✦ квазіньютонівський метод;
- ✦ метод Левенберга – Марквардта;
- ✦ метод швидкого розповсюдження без шуму з фіксованим кроком;
- ✦ метод Delta-Bar-Delta без шуму.

У результаті отримані дані, наведені в табл. 1.

З наведеної таблиці зрозуміло, що найкращим виявився метод швидкого розповсюдження.

Навчання переривалося при розпізнаванні «правильно» і з заданою надійністю 99% прикладів навчальної вибірки. Реально при цьому «правильно», але може бути з недостатньою надійністю, знаходилось 99,8% прикладів вибірки.

Таблиця 1

Результати моделювання різними методами навчання

	Зворотного розповсюдження помилки	Градієнтного спуску	Квазіньютонівський метод	Левенберга – Марквардта	Швидкого розповсюдження	Delta-Bar-Delta
Надійність	96,3	99,1	99,1	99,6	99,8	99,8
Середня помилка	0,031	0,018	0,016	0,015	0,01	0,047

Навчені мережі на тестовій вибірці давали приблизно 99,5% правильних відповідей.



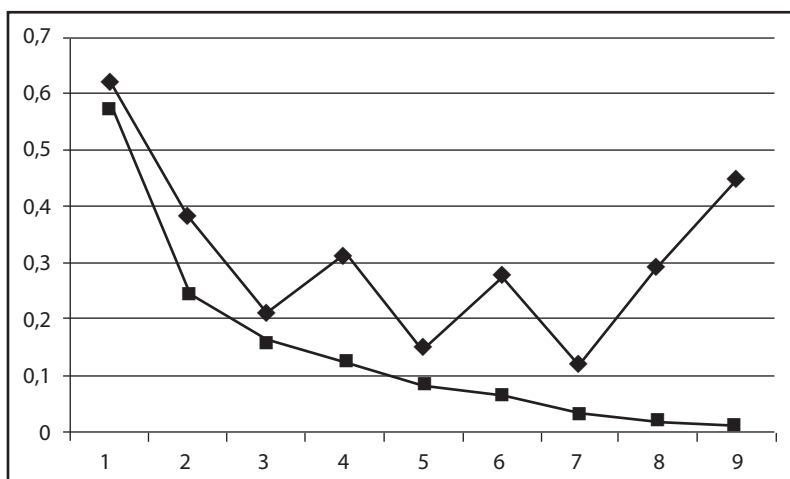


Рис. 1. Залежність навчальної та узагальнюючої помилок від кількості нейронів

Подальший етап полягає в імітаційному моделюванні можливих ситуацій. Було складено критерій оптимальності:

$$J = \sum_{i=1}^n Y_i \cdot K_i \rightarrow \max, \quad (2)$$

де  $Y_i$  – значення  $i$ -го вихідного параметра;  $K_i$  – коефіцієнт нормування  $i$ -го вихідного параметра.

Коефіцієнт нормування кожного з параметрів повинен обиратися експертами.

Надалі відбувається імітаційне моделювання, яке здійснюється в декілька етапів:

- 1) визначаються порогові значення кожного вхідного параметра. Наприклад: витрати на електроенергію можуть знаходитися в інтервалі;
- 2) методом Монте-Карло формуються вектори псевдовипадкових чисел для кожного з вхідних параметрів, в інтервалах визначених на попередньому етапі;
- 3) для кожного набору вхідних параметрів прораховується критерій оптимальності;
- 4) знаходження того набору значень вхідних параметрів, що надає максимум критерію оптимальності.

### ВИСНОВКИ

Виходячи зі змісту даної роботи можна зробити такі висновки.

- 1) Питання ефективного бюджетування та використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі є актуальними.
- 2) Експериментально перевірено, що для рішення задачі моделювання процесу бюджетування та ефективного використання трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі доцільно використовувати багатощаровий перцептрон.
- 3) Найкращим програмним пакетом для створення нейромереж архітектури типу «багатощаровий перцептрон» є Statistica.
- 4) Для даної ситуації доцільно використовувати два прихованих прошарки.
- 5) Мінімальна помилка досягається шляхом використання семи нейронів на внутрішніх прошарках (п'яти на першому внутрішньому прошарку, двох – на другому). Подальше нарощення їх кількості призведе до надмірного навчання та втрати апроксимуючої здатності нейронної мережі.

б) Залежно від того, як будуть змінюватися дані, доцільно повторювати процедуру навчання нейронної мережі та зміни її топології в напрямку зменшення помилки її навчання.

7) Результатом дослідження є побудована нейронна мережа, з точністю 99,8% і середньою помилкою 4,7%. ■

### ЛІТЕРАТУРА

1. Миркес Е. М. Нейрокомпьютер: проект стандарта / Е. М. Миркес. – Новосибирск: Наука, 1999. – 337 с.
2. Горбань А. Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
3. 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.
4. Кононов И. Ф. Кризис и самоорганизация: Шахтерские города Донбасса в период реструктуризации угольной промышленности: социальное и экологическое измерения: монография / И. Ф. Кононов, Н. Б. Кононова, В. А. Денщик. – Луганск: Альма-матер, 2001. – 144 с.
5. Мотивація праці та формування ринку робочої сили / О. А. Бугуцький, Г. І. Купалова, В. С. Дієсперов, І. Х. Степаненко, П. Т. Саблук. – К.: Урожай, 1993. – 416 с.
6. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс 2-е изд. / С. Хайкин. – М.: «Вильямс», 2006. – 1104 с.
8. Миронова Л. Г. Аналіз математичних методів і моделей щодо їх ефективності в управлінні трудовим потенціалом підприємства / Л. Г. Миронова // Держава та регіони. – 2011. – № 4. – С. 62 – 67.
9. Шитікова Л. В. Теоретичні підходи до управління трудовими ресурсами в сучасних умовах / Л. В. Шитікова // Науковий вісник НЛТУ України. – 2011. – № 21.14. – С. 314 – 319.
10. Лавриненко С. І. Сучасний стан та перспективи розвитку трудових ресурсів в Україні / С. І. Лавриненко // Соціально-економічна політика. – 2009. – С. 115 – 117.
11. Грішнова О. А. Економіка праці та соціально-трудові відносини: підручник для ВНЗ. – 4-е вид. / О. А. Грішнова. – К.: Знання, 2009. – 390 с.

### REFERENCES

- Buhutskyi, O. A., Kupalova, H. I., and Diiesperov, V. S. *Motyvatsiia pratsi ta formuvannia rynku robochoi syly* [Motivation labor and the formation of the labor market]. Kyiv: Urozhai, 1993.
- Gorban, A. N., and Rossiev, D. A. *Neyronnye seti na personalnom kompiutere* [Neural network on a personal computer]. Novosibirsk: Nauka, 1996.
- Grishnova, O. A. *Ekonomika pratsi ta sotsialno-trudovi vidnosyny* [Labor Economics and Labor Relations]. Kyiv: Znannia, 2009.
- Kononov, I. F., Kononova, N. B., and Denshchik, V. A. *Krizis i samoorganizatsiia: Shakhterskie goroda Donbassa v period restrukturyzatsii ugolnoy promyshlennosti: sotsialnoe i ekologicheskoe izmereniia* [Crisis and self-organization: Donbass mining towns during the restructuring of the coal industry: social and environmental dimensions]. Lugansk: Alma-mater, 2001.
- Kruglov, V. V., and Borisov, V. V. *Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriia i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow: Goriachaia liniia - Telekom, 2002.

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

Lavrynenko, S. I. «Suchasnyi stan ta perspektyvy rozvytku trudovykh resursiv v Ukraini» [Current state and prospects of development of human resources in Ukraine]. *Sotsialno-ekonomichna polityka* (2009): 115-117.

Myronova, L. H. «Analiz matematychnykh metodiv i modelei shchodo ikh efektyvnosti v upravlinni trudovym potentsialom pidpriemstva» [Analysis of mathematical methods and models for their efficiency in managing the employment potential of the company]. *Derzhava ta rehiony*, no. 4 (2011): 62-67.

Mirkes, E. M. *Neyrokompiuter: proekt standarta* [Neurocomputer: draft standard]. Novosibirsk: Nauka, 1999.

Shytikova, L. V. «Teoretychni pidkhody do upravlinnia trudovymi resursamy v suchasnykh umovakh» [Theoretical approaches to the management of human resources in today's environment]. *Naukovyy visnyk NLTU Ukrainy*, no. 21.14 (2011): 314-319.

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

УДК 331.522.024.52

## ПЕРСПЕКТИВНИЙ АНАЛІЗ ПОТОЧНОГО ПОПИТУ МІСЦЕВОГО РИНКУ ПРАЦІ

© 2014 ДРУЖИНІНА В. В.

УДК 331.522.024.52

### Дружиніна В. В. Перспективний аналіз поточного попиту місцевого ринку праці

Мета статті полягає у прогнозуванні тенденцій поточного попиту місцевого ринку праці на основі методу статистичних рівнянь залежностей та кореляційно-регресійного аналізу для пролонгації відповідних процесів на мезорівні. Розглянуто прогнозну модель для узгодження динаміки вакантних робочих місць від соціально-економічних показників розвитку міста, яка формується спочатку на базі методу статистичних рівнянь. Даний метод вимагає визначення параметрів рівнянь однофакторних залежностей і коефіцієнтів стійкості зв'язку. Далі на підставі розрахованих значень цих параметрів і на основі економіко-математичного моделювання певних макроекономічних показників побудовано рівняння множинної регресії, використання яких дасть змогу прогнозувати поточний попит на місцевому ринку праці у середньостроковій перспективі. Перспективою подальших досліджень є прогнозування рівня поточної збалансованості місцевого ринку праці з використанням наведеної методики для прогнозування поточної пропозиції.

**Ключові слова:** прогнозування, економетричні моделі, місцевий ринок праці, поточний попит, вакантні робочі місця

**Рис.:** 3. **Табл.:** 5. **Формул.:** 5. **Бібл.:** 9.

**Дружиніна Вікторія Валеріївна** – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри менеджменту, Кременчуцький національний університет ім. М. Остроградського (вул. Першотравнева, 20, Кременчук, 39600, Україна)

**E-mail:** drughinina@mail.ru

УДК 331.522.024.52

### Дружиніна В. В. Перспективний аналіз поточного попиту місцевого ринку праці

Цель статьи заключается в прогнозировании тенденций текущего спроса местного рынка труда на основе метода статистических уравнений зависимости и корреляционно-регрессионного анализа для пролонгации соответствующих процессов на мезоуровне. Рассмотрена прогнозная модель для согласования динамики вакантных рабочих мест в зависимости от социально-экономических показателей развития города, которая формируется сначала на базе метода статистических уравнений. Данный метод требует определения параметров уравнений однофакторных зависимостей и коэффициентов устойчивости связи. Далее на основании рассчитанных значений этих параметров и на основе экономико-математического моделирования определенных макроекономических показателей построены уравнения множественной регрессии, использование которых позволит прогнозировать текущий спрос на местном рынке труда в среднесрочной перспективе. Перспективой дальнейших исследований является прогнозирование уровня текущей сбалансированности местного рынка труда с использованием приведенной методики для прогнозирования текущего предложения.

**Ключевые слова:** прогнозирование, эконометрические модели, местный рынок труда, текущий спрос, вакантные рабочие места.

**Рис.:** 3. **Табл.:** 5. **Формул.:** 5. **Библ.:** 9.

**Дружиніна Вікторія Валеріївна** – кандидат економічних наук, доцент, доцент, кафедра менеджменту, Кременчуцький національний університет ім. М. Остроградського (вул. Первомайська, 20, Кременчук, 39600, Україна)

**E-mail:** drughinina@mail.ru

UDC 331.522.024.52

### Druzhinina V. V. Prospective Analysis of the Current Demand of the Local Labour Market

The goal of the article lies in forecasting tendencies of the current demand of the local labour market on the basis of the method of statistical equations of dependencies and correlation and regression analysis for prolongation of relevant processes at the meso-level. The article considers a forecast model for co-ordination of dynamics of vacancies depending on socio-economic indicators of city development, which is formed on the basis of the method of statistical equations. This method requires identification of parameters of equations of single-factor dependencies and ratios of communication stability. On the basis of calculated values of these parameters and on the basis of economic and mathematical modelling of certain macro-economic indicators, the article builds equations of multiple regression, use of which would allow forecasting the current demand in the local labour market in the middle-term perspective. The prospect of further studies is forecasting the level of current balance of the local labour market, using the provided methods for forecasting the current supply.

**Key words:** forecasting, econometric models, local labour market, current demand, vacancies.

**Pic.:** 3. **Tabl.:** 5. **Formulae:** 5. **Bibl.:** 9.

**Druzhinina Viktoriya V.** – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Associate Professor, Department of Management, Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University (vul. Pershotravneva, 20, Kremenchuk, 39600, Ukraine)

**E-mail:** drughinina@mail.ru

**Д**инамічний характер змін в економіці відображається на функціонуванні ринку праці незалежно від його територіального розташування. За таких умов важливо об'єднати макроекономічні показники території

з показниками функціонування ринку праці. Агрегувати дані можливо на основі економіко-математичного моделювання, яке дозволить виконати прогнозування основних складових ринку праці: попиту та пропозиції. Прогнозу-