

УДК 338.984

Глинская О., Пархоменко С.

Глінська О., Пархоменко С.

Glinska O., Parhomenko S.

магістранти, Донбаський державний технічний університет

adarash91@gmail.com

Хмелёва А.

Хмельова А.

Khmelova A.

канд.техн.наук, доцент кафедри ЕК та ІТ ДонДТУ

avkhmeleva@gmail.com

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

Розглянуто сучасні процеси бюджетування на підприємствах вугледобувної галузі з використанням нейромережесих методів. Обрано топологію та побудовано нейромережесу модель.

Рассмотрены современные процессы бюджетирования на предприятиях угледобывающей отрасли с использованием нейросетевых методов. Выбрана топология и построена нейросетевая модель.

The modern budgeting processes at the enterprises of the coal mining industry with the use of neural network techniques. Chosen topology and neural network model is built.

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

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

Keywords: budgeting, neuron, neural network model, optimization.

Економічна 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 році 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 скоротилося у порівнянні з 1989 р. на 65% і складає 224 тис. чол., а видобуток вугілля на 54 %.

Згідно до інформації, наданої Міністерством палива та енергетики України, у 2011 році 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.

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. Мілз, Б. Нідлз, Дж. Сігел та ін. В опублікованих роботах висвітлені погляди авторів на сутність бюджетування та бюджетів, запропоновані різні підходи до класифікації, визначені проблеми і позитивні

результати впровадження бюджетування на підприємствах різних галузей, у тому числі вугледобувної.

Окремими аспектами 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. Богуцький, С.І. Лавриненко, О.А. Грішнова, та інші. Проблемами трудових ресурсів на підприємствах вугледобувної галузі були вивчені у роботах З. Б. Живко, Ю.В. Білоус, І.Ф. Кононов. Також практичні засади нейромережевого моделювання були розглянуті в роботах В. Борисова, В. Круглова, В. Антонова, С. Хайкіна, О. Балашова, В. Царєгородцева та ін.

Метою дослідження є зниження витрат процесу бюджетування на підприємствах вугледобувної галузі, використовуючи імітаційне нейромережеве моделювання.

Бюджетування на сьогоднішній день є одним з найефективніших методів фінансового планування та управління діяльністю більшості промислових підприємств. В свою чергу нейронні мережі як найкраще підходять для рішення задач планування.

Початковим етапом моделювання є формування навчальної вибірки, вхідними 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 та водовідведення, матеріально-технічне забезпечення, витрати на електроенергію, витрати 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], тому, другим етапом є попередня обробка навчальної вибірки. Згідно роботи В. Царєгородцева [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 використовувався метод нормалізація вхідних параметрів. Суть нормалізації полягає у приведенні середнього значення навчається безлічі до значення близького до нуля. Детальніше даний метод описаний в [5].

Дані для моделювання були взяті з бухгалтерських документів чотирьох вугледобувних підприємств потижнево на протязі періоду з січня 2009 до грудня 2011 року включно. Загалом зібрано й оброблено 626 строк, із них 126 – тестова вибірка та 500 – навчальна. Вісім вхідних параметрів та два вихідних.

На сьогоднішній день існує багато програмних пакетів, реалізуючих математичний апарат нейронних мереж. Найвідомішими серед них є NeuroPro, Deductor Studio та Statistica. Не зважаючи 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 персептрон, топологія – один внутрішній прошарок з трьома нейронами, метод навчання – зворотне розповсюдження помилки з постійним кроком (0,01), без шуму.

Отримані наступні 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) та мережа типу радіальної базисної функції (RBF). Апроксимуюча поверхня в нашому випадку є багатовимірним простором у якого всі координати безперервні, в 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 відомо, що при приблизно рівних результатах двох чи більше мереж, обирається та, що має більш просту архітектуру та топологію. Також в процесі експериментального обчислювання було випробувано різну кількість прихованих прошарків та кількість нейронів та було визначено що, оптимальним є кількість прихованих прошарків – два, п'ять нейронів в першому та два нейрона у другому.

Оптимальна складність нейронної мережі обумовлена необхідною потужністю. Крім того збитковість складності багат шарового перцептронув 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 рисунку 1 зображено дві лінії, з яких верхня характеризує помилку узагальнення від кількості нейронів, а нижня, в свою чергу, помилку навчання.

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

Рисунок 1 – Залежність навчальної та узагальнюючої помилок від кількості нейронів

В 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. В результаті отримані дані, наведені у таблиці 1.

Таблиця 1 – Результат 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

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.

Навчені мережі на тестовій вибірці давали приблизно 99,5 % правильних відповідей. 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 параметру; K_i – коефіцієнт нормування i -го вихідного параметру.

Коефіцієнт нормування кожного з параметрів повинен обиратися експертами.

Надалі відбувається імітаційне моделювання, яке здійснюється в декілька етапів:

1) Визначаються порогові значення кожного вхідного параметру. Наприклад: витрати на електроенергію можуть знаходитися в інтервалі;

2) Методом Монте-Карло формулюються 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.

Виходячи зі змісту даної роботи можна зробити наступні 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 багатошаровий перцептрон;

3) Найкращим програмним пакетом для створення нейромереж типу архітектури «багатошаровий персептрон» є Statistica;

4) Для даної ситуації доцільно використовувати два прихованих прошарка;

5) Мінімальна помилка досягається шляхом використання семи нейронів на внутрішніх прошарків (п'яти на першому внутрішньому прошарку, двох – на другому). Подальше нарощення їх кількості призведе до надмірного навчання та втрати апроксимуючої здатності нейронної мережі;

6) В залежності 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, точністю якої 99,8 % та середньою помилкою 4,7 %.

Бібліографічний список

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 // Журнал «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.