У ході аналізу було встановлено, що підвищення продуктивності праці можна здійснити за рахунок:
- удосконалення структури кадрів та продукції на 1,7%;
- поліпшення використання робочого часу на 22,8%;
- зниження трудомісткості продукції на 40,4%.

Практичне використання розробленого механізму дозволяє підвищити обґрунтованість управлінських рішень.

Список літератури

1. Буц Ю.В., Ефективність праці на вугільних шахтах: монографія. / Буц Ю.В., Герасимова І.Ю. – Д., Нац. гірн. ун-т, 2007. – 156 с.: іл. 31, табл. 25.- Бібліогр. 58: с. 136-139.-ISBN 978-966-350-068-3.

2. Масалаб Р.Н. Использование показателей производительности труда в управлении хозяйственной деятельностью предприятия: автореф. дис. на соискание учен. степени канд. эконом. наук: спец. 08.06.01 „Экономика, организация и управление предприятиями“ / Масалаб Раиса Николаевна // Ин.-т экономики промышл. НАН Украины.-Донецк 2003.-20 с. включ. обл.: ил. 2, табл. 1. – Библиогр. 11: С. 15–16.

Рассмотрены понятие и проблемы повышения производительности труда, зарубежный и отечественный опыт измерения производительности. Приведена классификация факторов, влияющих на уровень производительности труда, по ряду признаков и показаны пути выявления резервов ее роста; обоснованы вопросы измерения производительности труда; выявлены пути повышения ее эффективности. Приведены результаты анализа производительности труда по механосборочному цеху машиностроительного предприятия.

Ключевые слова: *производительность труда, внешние и внутренние факторы, резервы роста производительности труда, методы измерения*

Conceptions and problems of increase of labour productivity and foreign and domestic experience of measurement of productivity are considered. Classification of the factors influencing on the level of the labour productivity, on some of signs is adduced. Ways of ascertainment of reserves of its growth are shown; questions of measurement of labour productivity are proved; ways of increase of its efficiency are considered. Results of the analysis of labour productivity in machine-assembly department of machine buildingare shown.

Keywords: *labour productivity; external and internal factors; reserves of growth of labour productivity, measurement methods*

Рекомендовано до публікації докт. екон. наук О.А. Паршиною. Дана надходження рукопису 17.01.11

УДК 681.5:666.3/.7

Т.В. Бабенко, д-р техн. наук,
Л.І. Мещеряков, д-р техн. наук,
Д.С. Тимофєєв

Державний вищий навчальний заклад „Національний гірничий університет“, м. Дніпропетровськ, Україна,
e-mail: Babenko@nmu.org.ua

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ В УПРАВЛІННІ ПРОМИСЛОВИМ ВИРОБНИЦТВОМ

T.V. Babenko, Dr. Sc. (Tech.),
L.I. Meshcheriakov, Dr. Sc. (Tech.),
D.S. Tymofieiev

State Higher Educational Institution “National Mining University”, Dnipropetrovsk, Ukraine,
e-mail: Babenko@nmu.org.ua

INTELLIGENT SYSTEMS IN PRODUCTION PROCESSES MANAGEMENT

Наведено результати досліджень щодо розробки та створення однієї з компонент інтелектуальної інформаційної системи, що призначена для підтримки прийняття рішень при управлінні виробничими технологічними процесами. В якості інтелектуальної складової компоненти, зокрема бази знань про предметну область, та механізму висновків запропоновано використовувати нейронну мережу Хеммінга.

Ключові слова: *інтелектуальна інформаційна система, мережа Хеммінга, підтримка управлінських рішень, семіотичні системи моделювання, управління технологічними процесами*

Як відомо, успішне функціонування промислового підприємства на ринку залежить від своєчасного прийняття стратегічних рішень, гнучкості виробничої системи, здатності відповідних служб підприємства передбачувати ринкові тренди, своєчасної реакції на зміни в потребах споживачів та ін. Аналіз досвіду економічно розвинутих країн дозволяє зробити висновок, що одним із перспективних напрямів розвитку автоматизованих систем промислового виробництва є створення інформаційних інтелектуальних систем, які б дозволяли підтримувати прийняття управлінських рішень.

© Бабенко Т.В., Мещеряков Л.І., Тимофєєв Д.С., 2011

Відповідно до визначення [1] під підтримкою прийняття рішень будемо розуміти інтелектуальну комп'ютерну технологію, що дозволяє особі, яка приймає рішення, визначити цілі дій, спланувати і згенерувати способи їх реалізації, сформувати варіанти рішень з використанням як експертних знань, так і методів математичного моделювання наслідків прийнятих рішень. Інтелектуальними інформаційними системами управління називаємо системи підтримки прийняття рішень, що вміщують знання з предметної області, мають здатність до навчання, накопичення знань та їх пояснення .

Задачі, що виникають у процесі підготовки та прийняття рішень при управлінні промисловим виробництвом, розділяють на три основних класи [1,2]. До першого класу відносяться повністю формалізовані задачі (такі, як бухгалтерський облік, аналіз бюджету та ін) для яких є можливість розробити структуровані процедури підготовки рішення. Для другого та третього класів задач характерними є слабо структуровані та неструктуровані процедури прийняття рішень в умовах неповної інформації.

Управління технологічними системами з високим рівнем складності організації – складний, багатоаспектний, динамічний процес, що направлений на вирішення, здебільшого, слабо структурованих задач. У контексті технологічних процесів хімічної промисловості до слабо структурованих задач відносяться задачі контролю якості, короткотермінового прогнозування значень параметрів технологічного процесу на різних етапах його виконання тощо. Зазначений тип задач потребує для свого вирішення використання неструктурованих процедур підготовки рішень, що основані на виробничому досвіді і кваліфікації експерта. У системах підтримки прийняття рішень для даного типу задач, при обробці неповних та нечітких знань, процес формування висновків суттєво ускладнюється, при цьому, як правило, використовується математичний апарат нечіткої логіки, який потребує виконання досить складних операцій. Альтернативою для традиційних систем підтримки прийняття рішень можуть бути інтелектуальні системи, які представляють собою семіотичні системи моделювання, що дозволяють адекватно описувати сучасні проблемні області. Характерними ознаками цих систем є відкритість, динамічність та слабка структурованість [1,2]. В якості формалізмів представлення знань про проблемну область у системах цього типу можуть бути використані моделі на основі штучних нейронних мереж. Використання моделей на основі штучних нейронних мереж в інтелектуальних інформаційних системах суттєво спрощує процес накопичення знань, який є найбільш важким та трудомістким при розробці таких систем із застосуванням традиційних методів. У цьому випадку процес розробки правил висновків замінюється на процес навчання нейронних мереж на основі ретроспективного досвіду. У результаті виконання зазначених процедур знімається задача пошуку символьного запису правил висновку, як єдиного способу представлення знань, прийнятого в класичній системі підтримки прийняття рішень.

В статті аналізується доцільність застосування нейронної мережі Хеммінга як однієї зі складових інтелектуальної інформаційної системи керамічного виробництва. Аналіз чисельних експериментальних досліджень свідчить, що асоціативну пам'ять можна успішно реалізувати у вигляді нейронної мережі, зокрема мереж Хопфілда, Хеммінга, двонаправленої асоціативної мережі BAM. У даному випадку вивчалась можливість використання мережі Хеммінга в якості підсистеми інтелектуальної інформаційної системи (ІІС) підприємства. При цьому, синтезована нейронна мережа Хеммінга використовується в якості бази знань про технологічний процес (база знань представлена у вигляді множини вагових коефіцієнтів нейронної мережі), а також у вигляді механізму висновків (процес висновків є пов'язаним із функціонуванням мережі в режимі розпізнавання наборів характеристичних ознак технологічного процесу). Під набором характеристичних ознак технологічного процесу розуміємо набір значень основних технологічних параметрів (профіль технологічного процесу), що характеризують процес виробництва керамічних виробів побутового призначення.

Нейронна мережа Хеммінга, що запропонована Ліппманом у роботі [3], представляє собою трьохшарову рекурентну структуру і позиціонується як спеціалізований гетероасоціативний запам'ятовуючий пристрій з парою зв'язаних між собою векторів (y,x), де x,y – відповідно вхідний і вихідний біполярні вектори зі значеннями ± 1. Узагальнена схема мережі представлена на рис.1. Принцип роботи мережі полягає в мінімізації відстані Хеммінга між вектором, що подається на вхід мережі і векторами навчальних вибірок, що закодовані в структурі мережі.

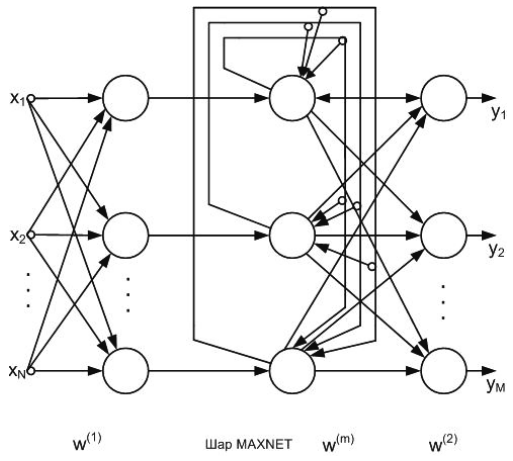

Рис.1. Структурна схема мережі Хеммінга

Перший шар мережі характеризується однонаправленим поширенням сигналів від входу до виходу і фіксованими значеннями вагових коефіцієнтів зв'язків. Вхідні нейрони мережі $1, 2, \ldots, N$. Нейрони цього шару розраховують відстань Хеммінга між фактично пред'явленим вхідним вектором x і кожним із p (p=7) закодованих векторів-зразків $x^{(i)}$. Значення

вихідних сигналів цього шару розраховували за формулою

$$y_i = 1 - \frac{d_H(x^{(i)}, x)}{N},$$

де $d_H(x^{(i)}, x)$ – відстань Хеммінга між векторами x і $x^{(i)}$ (відповідно до [5] число позицій, на яких біти у вхідному векторі відрізняються від біт у зразку, який є запамятованим для даного класу). $y_i = 1$, коли $x = x^{(i)}$, $y_i = 0$, коли $x = -x^{(i)}$. В інших випадках значення y_i знаходяться в інтервалі [0,1].

Вагові коефіцієнти першого шару відповідають черговим векторам

$$w_{ij}^{(1)} = x_j^{(i)},$$

де i = 1,2 ..., p.

Другий шар MAXNET складається з нейронів, зв'язаних зворотними зв'язками за принципом кожний з кожним, при цьому на відміну від структури Хопфілда існує ненульовий зв'язок входу нейрона з його виходом. Нейрони шару MAXNET визначають клас *p* до якого належить пред'явлений вхідний вектор *x*. Вагові коефіцієнти нейронів вихідного шару формують вектор, що відповідає пред'явленому вхідному вектору. Відповідно, при *p* нейронах першого шару місткість запам'ятовуючого пристрою Хеммінга також дорівнює *p* (кожний нейрон представляє відповідний клас). Задача шару MAXNET полягає у визначенні нейрона переможця (нейрона, рівень збудження якого є найбільш близьким до 1). Нейрони цього шару в нашому випадку, функціонують в режимі Winner Takes All — переможець отримує все. Процес визначення нейрона переможця – рекурентний процес, що виконується відповідно до формули

$$y_i(k) = f\left(\sum_j w_{ij}^{(m)} y_j(k-1)\right) = f\left(y_i(k-1) + \right.$$
$$\left. j \neq i w_{ij} m y_j(k-1)\right),$$

при початковому значенні $y_j(0) = y_i$. У відповідності до [3,4]

$$w_{ij}^{(m)} = -\frac{1}{p-1} + \varepsilon,$$

де ε – випадкова величина з малою амплітудою.

Функція активації $f(y)$ нейронів шару MAXNET задається виразом

$$f(y) = \begin{cases} y \text{ для } y \geq 0 \\ 0 \text{ для } y < 0 \end{cases}$$

Для побудови однієї з компонент інтелектуальної інформаційної системи керамічного виробництва на основі аналізу ретроспективних даних виконання технологічних процесів на різних підприємствах керамічної галузі було визначено 7 (класів) профілів технологічного процесу $y(y_1, \ldots, y_7)$ та підготовлено еталонні образи, кожен з яких представляє відповідний набір параметрів технологічного процесу (зокрема – основні фізико-хімічні параметри технологічної зв'язки, хімічний склад керамічної суспензії, основні фізико-хімічні показники керамічної суспензії з урахуванням їх корекції органічними та неорганічними поверхнево-активними речовинами, значення температури та вологості на ділянці лиття, технологічні параметри сушки та обпалу сформованих виробів). На вхід класифікатора на основі нейронної мережі Хеммінга подається вхідний бінарний N-елементний вектор x, що кодує 41 параметр технологічного процесу (N=451). На виході класифікатора отримуємо номер класу до якого належить вхідний профіль технологічного процесу. Запропонована модель реалізована в програмному пакеті Neuro Solutions. Результати обчислювальних експериментів показали, що на 400 вхідних векторах x синтезована мережа дозволяє безпомилково розпізнавати 98% поданих на її вхід частково зашумлених профілів технологічного процесу.

Таким чином, виконані обчислювальні експерименти підтвердили достатньо високу ефективність синтезованої моделі, зокрема модель (класифікатор) має добру здатність до узагальнення і, на відміну від класифікатора на основі багатошарової мережі прямого поширення сигналу, не потребує довгого процесу навчання. При цьому нейронна мережа використовується для накопичення знань у базі знань, а процес висновків пов'язаний із функціонуванням мережі в режимі розпізнавання профілю технологічного процесу. Як і будь-яка традиційна експертна система, складова інтелектуальної інформаційної системи, що пропонується (рис 2), вміщує інтерфейс користувача, що може функціонувати в різних режимах залежно від рівня доступу до інтелектуальної інформаційної системи (права доступу визначаються на рівні ІІС).

У залежності від прав доступу, з якими користувач входить у систему, можливо три варіанти її функціонування:

- у режимі розробки (адміністративні повноваження) можливо визначити клас системи, виконати процес навчання компоненти (задаючи значення еталонних профілів), а також внести зміни в поточну підсистему, зокрема - змінити структуру підсистеми, еталонні профілі, вагові коефіцієнти зв'язків нейронної мережі;
- у режимі функціонування (повноваження користувача) необхідно дати відповіді на питання, що задаються. У результаті обробки отриманих даних нейронна мережа (механізм висновків + база знань) формує відповідь підсистеми.

Під час роботи з підсистемою особа, яка приймає рішення (ОПР), відповідає на запитання, що задаються підсистемою (вводить набір параметрів, що характеризують технологічний процес виробництва певного типу керамічних виробів методом їх лиття з водних суспензій). Завданням підсистеми є класифікація отриманих відповідей та визначення класу найбільш близького за характеристиками. По завершенню роботи підсистема представляє результати своїх оцінок ОПР та пропонує можливі стратегії розвитку технологічного процесу.

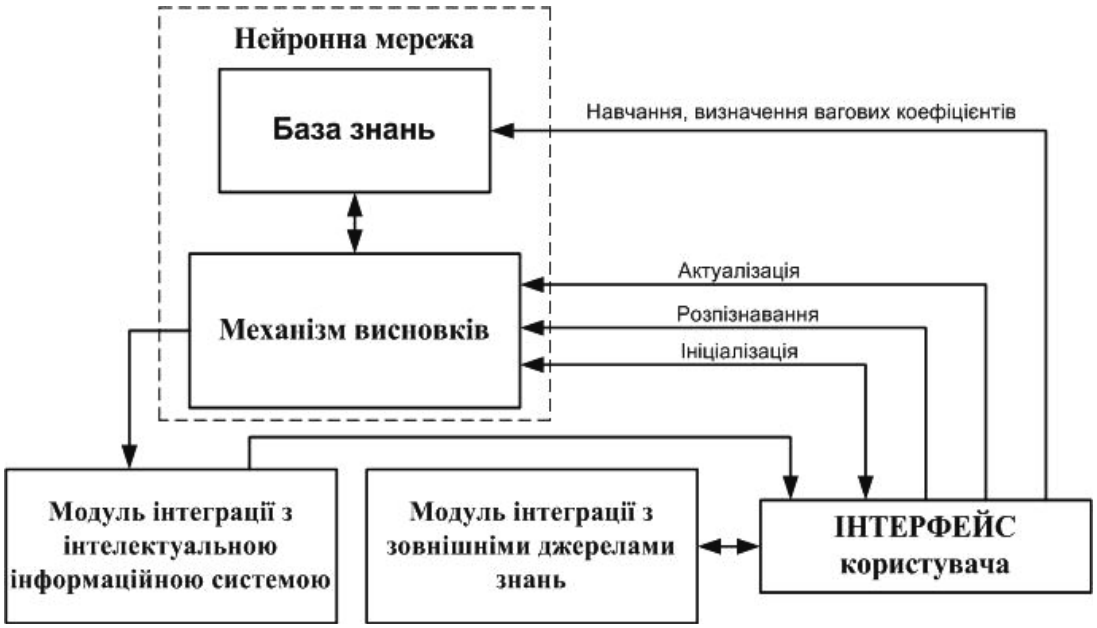

Рис. 2. Архітектура підсистеми інформаційної інтелектуальної системи

Таким чином, базуючись на чисельних обчислювальних експериментах із застосування запропонованої компоненти ІІС для підтримки управлінських рішень, можна стверджувати, що зазначена підсистема має достатньо високу ефективність розпізнавання навіть зашумлених образів технологічного процесу та вигідно відрізняється від традиційних експертних систем простотою алгоритму її створення, швидким процесом навчання та гарними властивостями класифікації і, відповідно, являється досить корисним інструментом, що дозволяє суттєво підвищити інтелектуальний потенціал ІІС.

Список літератури

1. Дж. Лодон. Управление информационными системами: [пер. с англ.] / Дж. Лодон, К. Лодон. – 7-е изд. – СПб. [и др.]: Питер: Питер Принт, 2005. – 910 с.: ил.; 24 см. – (Классика MBA). – Предм. указ.: с. 904-910. – Пер. изд.: Management information systems / K.C. Laudon, J.P. Laudon. – ISBN 5-318-00088-6.
2. Kusiak A. Artificial Intelligence and CIM Systems / Kusiak A. // Artificial Intelligence Applications for CIM/ Ed. by A.Kusiak. – Bedford: IFS Publications, 1988. – P.1–30.
3. Lipman R. An introdaction to computing with neural nets / Lipman R. // IEEE Acoustic,Speech and Signal Processing Magazine, 1987, no 2, L. 4–22.
4. Floreen P. The convergence of Hamming memory networks / Floreen P. // IEEE Trans. – neural Networks, 1991. – Vol.2 P. 449–457.

Приведены результаты исследований по разработке и созданию одной из компонент интеллектуальной информационной системы, предназначенной для поддержки принятия решений при управлении производственными технологическими процессами. В качестве интеллектуальной составляющей компоненты, в частности базы знаний о предметной области и механизма выводов, предложено использовать нейронную сеть Хемминга.

Ключевые слова: *интеллектуальная информационная система, сеть Хэмминга, поддержка управленческих решений, семиотические системы моделирования, управление технологическими процессами*

The results of the research on the design and implementation of one of components of Intelligent Information System for decision support in manufacturing processes control were described in the article. The use of Hamming neural network as intellectual element of the Intelligent System component in particular as knowledge base about the subject area and mechanism of conclusions was suggested.

Keywords: *intelligent information system, Humming network, control decision support, semiotic modeling systems, technological processes control*

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук В.В. Слєсарєвим. Дана надходження рукопису 17.01.11