

УДК 681.3: 004.832

В.М. ЛОКАЗЮК, Є.Й. КОТЛЯР

Хмельницький національний університет, Україна

## АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ МАТЕРІАЛЬНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВИРОБНИЦТВА ВЗУТТЯ

*В статті розглянуто архітектуру інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (СППР) процесу забезпечення виробництва взуття, а також проведена порівняльна оцінка ефективності традиційної СППР із СППР, побудованою на основі штучних нейронних мереж. При використанні нейромережної СППР значно зменшується кількість входної експертної інформації, що, в свою чергу, підвищує достовірність підтримки прийняття рішень.*

**Ключові слова:** архітектура, інтелектуальна СППР, структура СППР, штучна нейронна мережа, ітераційний процес, оптимізація, критерії ефективності.

### Вступ

Питання підвищення ефективності будь-якого процесу залежить від ступеня його автоматизації. Так вважалось, якщо використовувались різноманітні автоматизовані системи управління різними процесами, у тому числі технологічними та інформаційними. Але не всі вони були призначені для розв'язку важкоформалізованих і неформалізованих задач. Тому такі системи можна віднести до часткових систем підтримки прийняття рішень, котрі є якісно новим рівнем автоматизації процесів, що інтелектуалізують діяльність при розв'язуванні вищезгаданих задач. Для цього СППР повинні концептуально відрізнятися від автоматизованих систем управління (АСУ), у тому числі і технологічними процесами. На перше місце необхідно поставити інтелектуальні складові і властивості СППР. Автоматизація процесів за допомогою СППР не є по своїй суті алгоритмічним продуктом. В основу автоматизації процесів покладено результати, які є продуктом обробітку інформації компонентами штучного інтелекту, що мають входити до складу системи. Тому традиційні системи автоматизації відрізняються від сучасних СППР відсутністю інтелектуальних компонентів. Це зумовлює також відмінність функцій та проектування, налагодження і експлуатації СППР від АСУ.

Взагалі СППР виконують наступні основні функції [1, 2]:

- 1) допомагають особі, що приймає рішення (ОПР), оцінити їх відносну важливість;
- 2) генерують можливі рішення та здійснюють їх оцінку;
- 3) обирають кращий варіант рішення;
- 4) моделюють рішення, що приймаються;
- 5) проводять збір даних про результати реалізації прийнятих рішень і здійснюють оцінку результатів;

б) на основі комп'ютерного аналізу можливих наслідків знаходять граничні параметри, в межах котрих СППР має працювати достовірно;

7) у разі недостовірного і неякісного виконання функцій, покладених на СППР, удосконалюють її.

Виходячи з функцій, котрі виконує СППР, узагальнена її структура матиме вигляд, представлений на рис. 1.

Висока ступінь розпаралелювання обробітку інформації системою підтримки прийняття рішень дозволяє успішно застосовувати нейромережні технології для розв'язку задач комбінаторної оптимізації. Серед таких задач відмітимо задачі транспортно-орієнтованої оптимізації та задачі розподілу ресурсів.

Розв'язок таких задач традиційними методами математичного програмування орієнтовано на обчислювальну техніку послідовної архітектури і пов'язано з великими витратами часу, що є неприйнятним для згаданих додатків. А нейромережні методи дозволяють значно підвищити оперативність розв'язку таких задач. Зокрема, для задач розподілу різномірних ресурсів за об'єктами призначення близькі до оптимальних розв'язки можуть бути одержані на апаратно реалізованих ШНМ (плата 4-ма процесорами TMS 320C40) за досить прийнятний час – 0, 3 секунди. Зростання продуктивності при цьому майже пропорційне кількості процесорів.

Але апаратно реалізовані ШНМ з вказаною вище метою все таки є більш вартісними і призводять до значних витрат на створення СППР, чим знижують загальну ефективність системи.

Тому на сьогодні більш поширеними є програмні СППР. Найбільш ефективними з них є СППР, котрі розроблені із застосуванням компонентів штучного інтелекту. В запропонованій статті такими компонентами є штучні нейронні мережі.

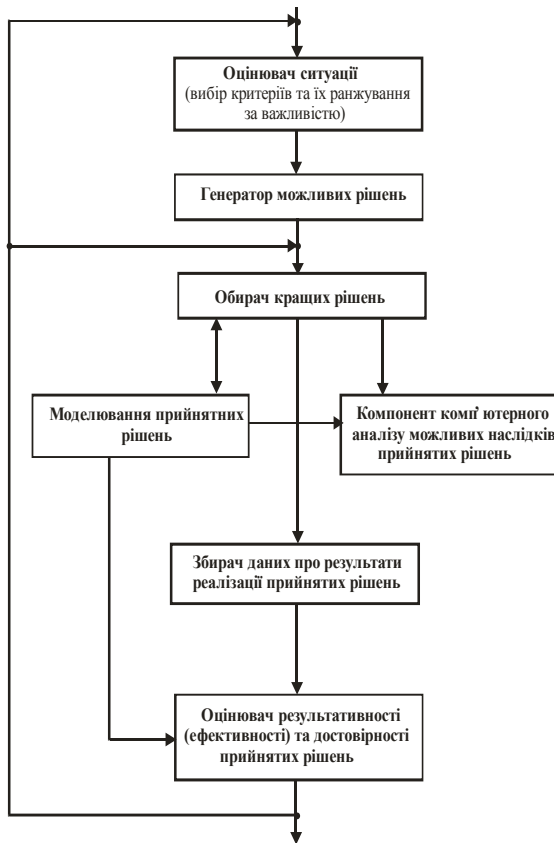


Рис. 1. Узагальнена структура СППР

У зв'язку з інтелектуалізацією організації процесу виробництва взуття для підтримки прийняття рішень застосовують нові інтелектуальні моделі для підвищення його ефективності. Тим більше, що задачі, котрі необхідно розв'язувати при підвищенні ефективності виробництва взуття шляхом підтримки прийняття рішень, є в більшості своїй неформалізованими та слабкоформалізованими.

Для підвищення ефективності СППР необхідно розробити відповідні моделі, що ґрунтуються на теорії штучного інтелекту, і порівняти їх властивості для остаточного вибору.

## 1. Архітектура інтелектуальної СППР

Блоки та складові підсистеми логічного висновку (ПЛВ) описаної СППР повинні виконувати дещо інші функції, завдяки їх іншій архітектурі. Так, у класичній системі підтримки прийняття рішень у ПЛВ реалізується певна стратегія вибору актуальних правил, тісно пов'язана з методом представлення знань у СППР та характером задач, що вирішуються. Якщо ПЛВ не в змозі розв'язати ту чи іншу задачу за причини недостатності знань, СППР здійснює операції декомпозиції і агрегування.

Визначаються знання, які необхідні для розв'язку задачі, і шляхом декомпозиції задача розподіляється на підзадачі. У подальшому вони вирі-

шуються і агрегуються у розв'язок вихідної задачі.

Навчання у такій системі здійснюється з метою побудови локальних баз даних. ПЛВ системи по суті розв'язує задачу прийняття рішення відомими методами отримання наслідку та оцінки альтернатив (попарне порівняння, безпосереднє оцінювання за критерієм max чи min і таке ін.).

Для підвищення ефективності і достовірності процесу прийняття рішень використаємо інтелектуальну СППР, у котрій для досягнення згаданої мети в якості підсистем і блоків використано апаратні і програмні компоненти штучного інтелекту (ШІ).

Інтелектуальні підсистеми, на відміну від відомих СППР, котрі являють собою комплекс алгоритмічних інформаційно-розрахункових та інтерактивних програм, призначених для вирішення функціональних задач СППР, моделюють мислення людини, тобто самовідтворюють його, що довгий час вважалося прерогативою живих організмів.

На рис. 2 представлена структура інтелектуальної СППР, призначена для підвищення ефективності процесу прийняття рішень матеріального забезпечення виробництва взуття, котра побудована на основі штучних нейронних мереж (ШНМ).

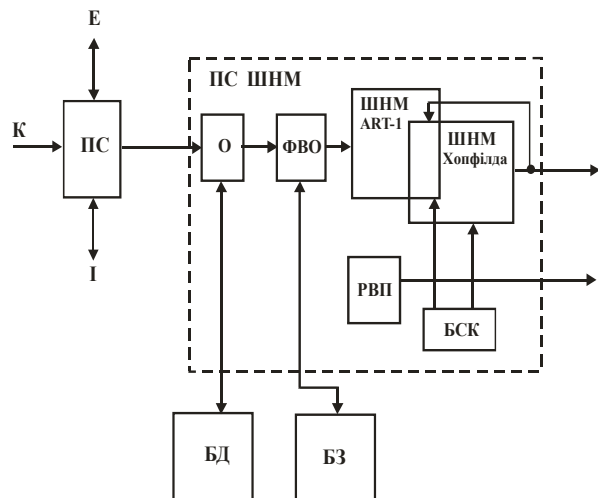


Рис. 2. Структура інтелектуальної СППР на основі ШНМ

На рис. 2 позначено: ПС ШНМ – підсистема штучних нейронних мереж; О – блок ознак; ФВО – формувач вектора ознак; ШНМ ART-1 – штучна нейронна мережа ART-1; ШНМ Хопфілда – штучна нейронна мережа Хопфілда; РВП – регістр вектора-прототипа; БСК – блок скидання.

Структура інтелектуальної СППР відрізняється від раніше розглянутої тим, що підсистема логічного висновку замінена підсистемою ШНМ, які є принципово різними і виконують різні функції. Як приклад розглянемо комбіновану ШНМ, що визначає ефективність постачальника ЗАТ «Чинбар» у ВАТ «Взутекс» [3, 4].

Виходячи з концепції інформаційної підтримки прийняття рішень полягає у знаходженні на першому етапі ефективних рішень, що стосуються забезпечення виробництва взуття на основі оцінок якості комплектуючих, вартості, надійності постачальників, можливого авансу, наданого підприємствам-постачальникам, відстані до нього і таке ін. На другому етапі з відібраних ефективних рішень знаходять оптимальне рішення, що відповідає найбільшому значенню вихідного функціоналу.

Особливістю інформації, що описує технологічні процеси промислових організацій, є відшукування та зберігання великої кількості інформації, що описано у [4]. На виходах загальної мережі обчислюються вихідні цільові функції. Числові функції використовуються для обчислення ефективності запропонованого варіанту рішення. Найбільша ефективність – коли  $Y \rightarrow \max (Y = \sum_{i=1}^n Q_{y_i})$ , де  $i$  –  $i$ -та ознака;  $n$  – кількість ознак).

Результати обчислень складової ART-1 загальної мережі можуть бути представлені як вектор-прототип. Його значення формуються на основі умов: якщо  $f(z_i) > 1$ , то  $i$ -й розряд вектора-прототипу встановлюється в "1", інакше – в "0".

Комбінована штучна нейронна мережа працює наступним чином. Вектор  $Z$  надходить на входи нейронів шару розпізнавання, котрі в конкурентній боротьбі визначають «нейрон-переможець», котрий описує результат класифікації, що припускається. У результаті вихідний вектор  $Y$  шару розпізнавання містить рівно одну одиничну компоненту, останні значення дорівнюють нулеві. Ненульовий вектор «нейрона-переможця» встановлює в «0» сигнал керування  $I$  ( $G_I = 0$ ). По зворотному зв'язку «нейрон-переможець» подає сигнали в шар порівняння, і починається фаза порівняння.

*Фаза порівняння.* В шарі порівняння вектор сигналу відклику шару розпізнавання порівнюється з розрядами вектора  $X$ . Вихід шару порівняння  $Z$  тепер містить одиничні компоненти тільки в тих розрядах, в котрих одиниці є у вхідному векторі  $X$  і у векторі зворотного зв'язку  $Y$ . Якщо у результаті порівняння векторів  $Z$  і  $X$  не буде виявлено значних відмінностей, то нейрон скидання залишається неактивним. Вектор  $Z$  знову викличе збудження того ж «нейрона-переможця» у шарі розпізнавання, що вдало завершить процес класифікації. У протилежному випадку буде вироблено сигнал скидання, котрий загальмує «нейрон-переможець» у шарі розпізнавання, і почнеться фаза пошуку.

*Фаза пошуку.* У результаті дії гальмуючого сигналу скидання всі вихідні сигнали нейронів шару розпізнавання встановляться в «0», а нейрон керування  $I$  прийме одиничне значення активності. Вихідний сигнал  $Z$  шару порівняння знову встановлю-

ється у  $X$ , тобто таким, як на початку роботи мережі. Але тепер у конкурентній боротьбі у шарі розпізнавання попередній «нейрон-переможець» участі не приймає, і буде знайдена нова категорія – «кандидат». Після чого знову повторюється фаза порівняння.

*Ітераційний процес пошуку завершується двома можливими способами:*

1) знайдеться категорія, що запам'яталася, схожість якої з вхідним вектором  $X$  буде достатньою для класифікації. Після цього проходить навчальний цикл, у котрому модифікуються ваги  $w_i$  і  $p_i$  векторів  $W$  і  $P$  збудженого нейрона, що здійснив класифікацію. Вектор зворотно поступає на шар порівняння через синаптичні ваги;

2) у процесу пошуку всі категорії, що запам'яталися, будуть перевірені, але жодна з них не дала необхідного збігання. У цьому випадку вхідний образ  $X$  оголошується новим для нейронмережі, і йому виділяється новий нейрон в шарі розпізнавання.

Навчання і функціонування мережі ART здійснюється одночасно. «Нейрон-переможець» визначає у просторі вхідних векторів *найближчий* до заданого вхідного образу вектор пам'яті, і, якби всі риси вектора, що поступає на вхід мережі, були критичними, то це й було б вірною класифікацією.

## 2. Розрахунок ефективності матеріального забезпечення виробництва взуття

Ефективність СППР в першу чергу залежить від складу (потужності) знань, якими вона володіє, і тільки у другу чергу – процедурами логічної обробки знань. Основним у складі знань є визначення критеріїв ефективності.

Багатокритеріальний підхід при обчисленні ефективності СППР полягає у наявності кількох критеріїв ефективності.

*Критерій ефективності.* Для вирішення нашої задачі застосуємо наступну концепцію Два види критеріїв ефективності:

- критерій першого виду характеризує виграти;
- критерій другого виду характеризує витрати від прийнятого рішення;

Вхідні оцінки (параметри, вихідні дані) призначені для визначення показника ефективності. Представимо ефективність розв'язку показником [1]:

$$K = F(X, Y), \quad (1)$$

де  $F$  - критерій ефективності розв'язку задачі;  $Y$  - вектор умов;  $X$  - вектор параметрів, пов'язаних зі специфікою задачі.

$X'$  - значення вектора параметрів, яке перетворює показник ефективності при різних обмеженнях в екстремум (max чи min) на елементи вектора параметрів  $X$ , пов'язаних зі специфікою задачі, що розглядається [2].

$$K' = F(X', Y) = \max_{X \in Q} F(X, Y), \quad (2)$$

де  $Q = \{X\}$  - множина можливих значень векторів  $X$ .

$$A_1(X, Y) \leq \overline{A_1}, \quad 1 = \overline{1}, L; \quad B_m(X, Y) \geq \overline{B_m}, \quad m = \overline{1}, M, \quad (3)$$

де  $\overline{A_1}, \overline{B_m}$  - максимально та мінімально допустимі значення функцій  $A_1(X, Y)$  і  $B_m(X, Y)$ ;  $L, M$  - кількість обмежень.

Для нашого випадку обираємо максимально допустиме значення  $A_1(X, Y)$  та мінімально допустиме значення  $B_m(X, Y)$ .

Ефективність  $E$  процесу матеріального забезпечення виробництва взуття обчислюється за формулою (аналітична адитивна закономірність):

$$E = \sum_{i=1}^n K_i L_i, \quad (4)$$

де  $E$  - узагальнений показник ефективності процесу матеріального забезпечення виробництва взуття;  $K_i$  -  $i$ -та складова ефективності матеріального забезпечення виробництва взуття;  $L_i$  - вага  $i$ -ої складової ефективності матеріального забезпечення виробництва взуття.

*Багатокритеріальний вибір* - те, чим оцінюється «якість» і «корисність».

*Векторний критерій* -  $P(f) = f(P(Y))$  - множина ефективних оцінок.

Образ  $P(Y)$  в  $R_m$  позначається  $P(f)$ .

Множина, котра включає в собі всі ефективні елементи множини  $Y$  позначається  $P(Y)$  і називається *множиною Парето для векторного відношення*:

$$f : Y \rightarrow R_m, \quad f(f_1, \dots, f_m), \quad (7)$$

де  $R_m$  - простір критеріїв.

*Мета розв'язку багатокритеріальної задачі*  $f_k(y) \rightarrow \max'_{y \in Y}$  полягає у виділенні множини Парето.

У нашому випадку критеріями є показники якості; множиною критеріїв -  $i = 1, \dots, m$ ; множиною альтернатив -  $X$ ; множиною вихідних результатів -  $Y$ ;  $f_i : Y \rightarrow R, i = 1, \dots, m$ ;  $\phi : X \rightarrow Y$  - детермінована функція, що відображає множину альтернатив у множину вихідних результатів;  $R$  - множина дійсних чисел. Кожному розв'язку  $f \in X$  відповідає єдиний елемент  $y \in Y$ , де  $y = \phi(x)$  - функція альтернатив. «Якість» чи «Корисність» результату  $y$  і відповідно розв'язку  $x$  оцінюється кількома числами  $m$  у відповідності із залежностями  $f$ . Кожну з функцій  $f$  необхідно максимізувати.

Якість самого розв'язку  $x$  оцінюється:

$$J_i(x) = f_i(\phi(x)), \quad i = 1, \dots, m. \quad (8)$$

Для багатокритеріальної оптимізації процесу, що розглядається, використаємо метод лінійного

звертання. Згаданий метод дозволяє замінити векторний критерій оптимальності  $f = (f_1, \dots, f_m)$  на скалярний  $J : D \rightarrow R$ . Це здійснюється на лінійному об'єднанні всіх часткових цільових функціоналів:

$$J(x) \sum_{i=1}^m a_i f_i(x) \rightarrow \max_{x \in D}; \quad a_i > 0, \quad \sum_{i=1}^m a_i = 1. \quad (9)$$

Вагові коефіцієнти  $a_i$  є показниками відносної значимості окремих критеріальних функціоналів  $f_i$ . Чим більше значення надано критерію  $f_j$ , тим більший вклад в суму (10) він повинен надавати і, відповідно, більше значення  $a_j$  обирається.

За кількістю критеріїв, котрі застосовуються при обранні рішень, є два випадки [2]: з використанням *одного* критерію і з використанням *багатьох* критеріїв. У нашій задачі застосуємо *багатокритеріальний вибір*. Нехай існує сукупність  $\{F_k(X, Y)\}$ , де  $k = \overline{1}, n$  взаємозв'язаних і функційно взаємозалежних показників ефективності, котрі можуть бути використані при виборі. При цьому множина номерів показників  $\{k\}$  розбита на дві підмножини:  $\{1, \dots, m\}$  - підмножина номерів показників, котрі в процесі вибору рішень потребують максимізації;  $\{m+1, \dots, n\}$  - підмножина номерів показників, котрі необхідно мінімізувати.

На практиці комплексна оцінка СППР з використанням кількох показників є досить ускладненою. Тому застосуємо метод, що полягає в об'єднанні всіх показників в один, суть якого є одержання об'єданого показника, котрий містить у чисельнику показники, що потребують максимізації, а в знаменнику - мінімізації:

$$F(X, Y) = \prod_{k=1}^m F_k(X, Y) \sigma_k q_k / \prod_{k=m+1}^n F_k(X, Y) \sigma_k q_k^{-1}, \quad (10)$$

де  $\sigma_k$  - коефіцієнт приведення до єдиної розмірності  $k$ -го показника (визначається за формулою:  $\sigma_k = 1 / \max F_k(X, Y)$ );  $q_k$  - вага  $k$ -го показника.

В чисельнику можуть бути такі показники, як якість, вартість, надійність, мінімальний розмір можливого авансу та ін., а у знаменнику - сумарні витрати на створення СППР, відстань до постачальника, вартість виготовлення дослідних зразків, вартість реалізації виготовлення продукції та ін.

Експертні показники системи, що розроблялась і досліджувалась, взято з табл. 1 [5].

Позначимо:  $F_{k1}$  - показник ефективності, який відповідає якості взуття, що виготовляється;  $F_{k2}$  - показник ефективності, що відповідає вартості комплектуючих взуття;  $F_{k3}$  - показник ефективності, що відповідає надійності постачання комплектуючих взуття;  $F_{k4}$  - показник ефективності, що відповідає мініальному розміру можливого авансу;

$F_{k5}$  – показник ефективності, що відповідає відстані до постачальника;  $F_{ki}$  –  $i$ -й показник ефективності. Для визначення об'єднаного показника ефективності  $F(X, Y)$  використовуємо експертні значення оцінки постачальників (табл. 1) та експертні значення ваг часткових показників  $\{q_k\}$ . Числові значення показників представлені в табл. 2.

Таблиця 1

Експертні оцінки постачальників комплектуючих для ВАР «Взуттекс» (м. Хмельницький)

Підприємства-постачальники	Експертна оцінка якості комплектуючих	Експертна оцінка вартості комплектуючих	Експертна оцінка надійності постачальників	Відстань від ВАР «Взуттекс» до постачальника і назад (км)	Експертна оцінка можливості авансу для ВАР «Взуттекс» постачальником комплектуючих
Шкіра					
ЗАТ «Чинбар»	4	4	5	700	5
ТОВ «Лайк»	4	4	2	700	4
ТОВ «Укркожінвест»	4	4	2	700	5
СП «Ашона інтернейшл», Індія	5	5	1	700	2
Підшва					
...					
Голки, запчастини, машини					
...					

Примітка: Експертні оцінки проводяться за  $n$ -ятибальною системою.

Таблиця 2

Числові значення показників (для шкіри, підшви і голки)

Назва постачальника	Числове значення показника						$F'(X', Y')$ ; $F''(X'', Y'')$	Вид комплектуючих
	$q'_1 F'_{k1}$ ; $q''_1 F''_{k1}$	$q'_2 F'_{k2}$ ; $q''_2 F''_{k2}$	$q'_3 F'_{k3}$ ; $q''_3 F''_{k3}$	$q'_4 F'_{k4}$ ; $q''_4 F''_{k4}$	$q'_5 F'_{k5}$ ; $q''_5 F''_{k5}$	Значення оцінки ефективності $\gamma$ %		
ЗАТ «Чинбар»	0,6·9	0,5·4	0,7·8	0,5·3	0,3·7	72	7,2	шкіра
ТОВ «Лайк»	0,5·8	0,4·7	0,5·4	0,5·4	0,3·7	63	6,3	шкіра
ТОВ «Укркожінвест»	0,7·4	0,3·8	0,4·4	0,5·9	0,3·7	100	16,0	шкіра
ТОВ «Імекс» м. Київ	0,5·6	0,7·4	0,9·9	0,1·9	0,3·7	37	3,7	підшва
Компанія ЛКК м. Київ	0,4·7	0,7·2	0,8·8	0,1·4	0,3·7	24	2,4	підшва
«Валтекс» Київська обл.	0,7·2	0,8·1	0,7·9	0,1·2	0,4·6,5	9	0,9	підшва
ТОВ «Неланд» Київська обл.	0,6·5	0,8·5	0,7·3	0,1·3	0,4·6	2	0,2	підшва
ІВ КП «Навігатор» м. Харків	5,4	0,8	2,4	2,0	2,7	100	12,0	голки
ТОВ «Укртяжмашсервіс» м. Київ	0,6·9,9	0,4·4	0,6·4	0,5·2	0,3·7	42	4,2	голки

Примітка: оцінка ефективності 100% показує оптимальні рішення.

Згідно запропонованого підходу значення об'єднаного показника ефективності забезпечення шкірою кожною з фірм дорівнює

$$F'(X_k, Y_k) = \frac{q'_1 F'_{k1} \cdot q'_3 F'_{k3} \cdot q'_4 F'_{k4}}{q'_2 (10 - F'_{k2}) \cdot q'_5 F'_{k5}}$$

Прийемо:  $\sigma_{1,2,3,4} = 10$ ;  $\sigma_5 = 100$ .

Ваги показників  $q_k$  змінюються в межах

$$0 > q_k > 1.$$

$F'_{(1)} - F'_{(3)}$  – шкіра;  $F''_{(28)} - F''_{(29)}$  – голки машини, запчастини машини для виготовлення взуття.

Для визначення найефективнішого постачальника підшви, як однієї з найбільш вагомих складових, скористуємось попередньою методикою (для шкіри). Для порівняння візьмемо ТОВ «Імекс» та компанію ЛКК (м. Київ) і фірму «Валтекс» та ТОВ «Неланд» (Київська обл.).

$$F''(X_k, Y_k) = \frac{q_1'' F_{k1}'' \cdot q_3'' \ddot{F}_{k3}'' \cdot q_4'' F_{k4}''}{q_2'' (10 - F_{k2}'') \cdot q_5'' F_{k5}''}$$

Масштабування прийняте ідентичне. Ваги змінюються в попередніх межах. Числові значення показників представлені в табл. 2.

Складова показника ефективності постачання шкіри  $K'$  дорівнює:

$$K'(X') = \max_{X' \in Q'} F'(X') = 16,0;$$

де  $Q' = \{1, 2, 3\}$ .

Складова показника ефективності постачання підошви  $K''$ :

$$K''(X'') = \max_{X'' \in Q''} F''(X'') = 3,7;$$

де  $Q'' = \{1, 2, \dots, 4\}$ .

Складова показника ефективності постачання машин, запчастин до машини та голок для виготовлення взуття  $K'''$  дорівнює:

$$K'''(X''') = \max_{X''' \in Q'''} F'''_{(29)} = 12,0;$$

де  $Q''' = \{1\}$ .

З проведених обрахунків можна зробити наступний висновок: для найбільш ефективного забезпечення матеріального виробництва взуття шкіру для нього слід закупити у ТОВ «Лайк», підошви – у ТОВ «Імекс» (м. Київ), а машини, запчастини і голки – у ІВ КП «Навігатор» (м. Харків).

Визначимо узагальнений показник ефективності процесу матеріального забезпечення взуття, виходячи з трьох видів комплектуючих – шкіри, підошви та машин, запчастин і голок:

$$E = \sum_{i=1}^{1,3,4} K_i L_i = \\ = K' L' + K'' L'' + K''' L''' = (6,0 \cdot 0,9) + (3,7 \cdot 0,9) + \\ + (12,0 \cdot 0,1) = 18,9$$

при вазі  $K'$  складової  $L' = 0,9$ ;  $L'' = 0,9$ ;  $L''' = 0,1$ .

Автоматизація розв'язку таких задач можлива тільки на основі розробленого алгоритму класифікації об'єктів, який, в свою чергу, побудований на індивідуальному розв'язку кожної задачі окремо, і який не може передбачити відстеження різноманітних сполучень ознак та їх значень у об'єктів.

Вищезгадане спонукає на інші методи розв'язків задач, що розглядаються. Одним з таких є розроблений метод оцінки ефективності постачальників щодо комплектуючих процесу виробництва взуття, що ґрунтується на моделюванні штучних нейронних мереж [3].

Відповідно до нейромережної моделі визначення ефективності постачальників, представленої у розділі 2, здійснимо моделювання комбінованої нейромережі (ART та нейромережі Хопфілда) у два

етапи. Дослідимо якість отриманих рішень задачі оцінки ефективності постачальників.

Перед подаванням інформації у мережу ART1 здійснюється її попереднє опрацювання, яке полягає у шкалюванні вхідних значень експертами. Такі характеристики постачальника, як: оцінка якості комплектуючих, оцінка вартості комплектуючих, оцінка надійності постачальника, оцінка мінімального розміру можливого авансу та оцінка відстані до постачальника, оцінюються експертами за десятибальною шкалою.

У результаті формується таблиця, куди занесені характеристики кожного постачальника (табл. 1).

На основі цієї таблиці сформуємо базову навчальну вибірку для мережі ART1. Кожне десяткове значення представляється у двійковій системі числення. У результаті отримуємо 29 двадцятикомпонентних вхідних вектори (відповідно нейромережі [4]).

Моделювання мережі ART1 здійснюємо у системі Matlab. Для моделювання ART1 було розроблено ряд окремих функцій для моделювання та візуалізації результатів функціонування цієї мережі.

Критерії ефективності – якість, ціна, надійність, розмір можливого авансу, відстань до постачальника. Останні два критерії – параметри, пов'язані зі специфікою задачі.

Для моделювання нейромережі ART1 розроблено функцію `art1s.m`. На вхід цієї функції поступає набір векторів розмірності  $N \times 20$ , які відображають характеристики постачальників у двійковій системі числення. Також необхідно вказати значення параметру подібності  $P$ , від якого залежить кількість кластерів, що будуть отримані у результаті.

При проведенні дослідження на експертних даних з кількістю постачальників 29 та використанні значення  $P$  з інтервалу  $[0,65; 0,75]$  було отримано розподіл постачальників за кластерами, що відповідав фактичним значенням якості їх комплектуючих, вартості комплектуючих, надійності постачальника, розміру можливого авансу та відстані до постачальника. Для усіх характеристик було сформовано по 3 - 4 кластери з низькою, середньою та високою оцінками значення параметра.

Функціонування мережі здійснюється наступним чином: експертом проводиться оцінка характеристик нового постачальника за десятибальною шкалою, результати перетворюються у двійковий код. Після цього викликається функція `art1s.m` з параметром  $P=0,7$ . У результаті отримуємо список розподілу постачальників за кластерами, де вказано, до якого кластеру належить новий постачальник.

Для опрацювання результатів розподілу постачальників за кластерами, а саме одержання ступеня оптимальності вибору постачальника, використаємо мережу Хопфілда. Для покращення можливості ві-

зуалізації результатів використаємо інформацію про постачальників, що віднесені до кластерів з високими та середніми значеннями параметрів. Для оцінки якості рішень при використанні мережі Хопфілда, проведемо навчання та дослідження мережі Хопфілда, що має 6 точок рівноваги у тривимірному просторі (куб) за показниками постачальника «якість-вартість-надійність» (рис. 3).

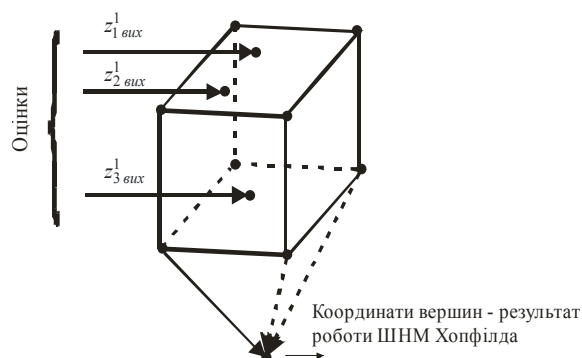


Рис. 3. Результат роботи мережі Хопфілда

Точки рівноваги задаються експертним шляхом (табл. 1). Для цього експерти вивчають попередній досвід роботи з постачальниками, на основі якого формують оцінки оптимальності рішень при різних значеннях характеристик постачальника.

У таблиці 3 вказані точки рівноваги та експертні оцінки оптимальності відповідних їм рішень. Високий відсоток вартості означає низьку (вигідну для закупівлі) вартість комплектуючих, що поставляються постачальником.

Таблиця 3

Експертні оцінки оптимальності точок рівноваги мережі Хопфілда

Оцінка	Координати	Відсоткова експертна оцінка ступеня оптимальності рішення	Загальна оцінка оптимальності рішення
якість	-1, 1, 1	60 - 70%	65%
якість	-1, 1, -1	80 - 95%	70%
якість	1, -1, 1	70 - 80%	60%
надійність	1, 1, 1	81 - 100%	80%
вартість	-1, 1, 1	45 - 70%	50%

У табл. 3 відсутні дві вершини куба: (1, 1, -1) та (1, -1, -1), оскільки вони являються паразитними точками рівноваги і дають невизначені рішення (неоптимальні), що означає наявність суперечливої інформації про постачальників. Наприклад, висока надійність постачання при низькій якості та середній вартості або низька вартість при низькій якості та низькій надійності.

На етапі функціонування у мережу Хопфілда подаються значення належності до кластерів у форматі

( $z_1, z_2, z_3$ ) та за одержаними координатами точки рівноваги по таблиці 3 уточнюється ступінь оптимальності одержаного рішення. Значення номерів кластерів, що характеризуються 3-ма показниками «якість-вартість-надійність», масштабуємо на інтервал  $[-1, 1]$ . Отже, кінець кластеризації позиціонується за 3-ма значеннями. Якщо у результаті отримуємо збіжність входу до паразитної точки рівноваги, то це означає неоптимальність заданих значень «якість-вартість-надійність». Моделювання мережі також здійснимо у пакеті Matlab 7.0.1.

Для 29 постачальників (табл. 1), які розділені у 21 кластер, подамо результати кластеризації у мережу Хопфілда. З усіх кластерів тільки шість кластерів попали у паразитні точки (рис. 4).

Рішення, у яких задіяні такі постачальники будуть неоднозначними і ризикованими.

Результати оцінки ефективності постачальників наведені у табл. 4.

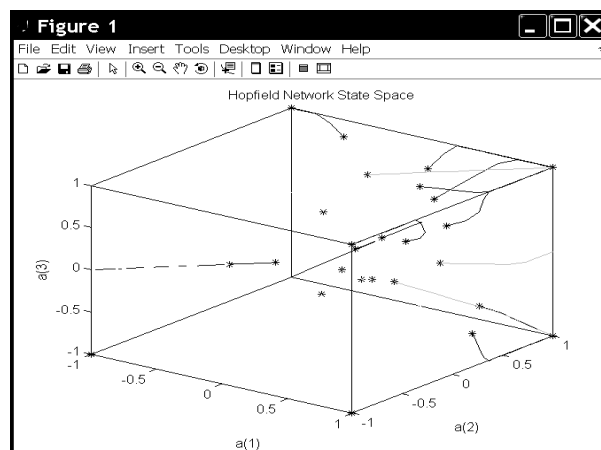


Рис. 4. Процес сходження наборів «якість-вартість-надійність» для постачальників з табл. 1

Таблиця 4

Результати оцінки ефективності постачальників на основі нейромережного методу

Назва постачальника	Номер кластера	Точка рівноваги	Значення оцінки ефективності	Значення оцінки ефективності у %	Масштабоване значення оцінки ефективності
ТОВ «Лайк»	2	-1, 1, 1	0,65	65%	6,5
ТОВ «Імекс» м. Київ	8	-1, 1, 1	0,5	50%	5
«Навігатор» м. Харків	4	-1, 1, -1	0,7	70%	7

## Висновки

Вперше запропоновано нейромережну архітектуру СППР процесу забезпечення виробництва взуття, котра підвищує ефективність системи за рахунок знаходження числових значень функціоналів ефективних рішень на основі кластеризації вхідних даних і виділення з них оптимального рішення шляхом ітераційного процесу на другій складовій комбінованої штучної нейронної мережі – ШНМ Хопфілда.

При цьому значно зменшується кількість вхідної експертної інформації, що, в свою чергу, підвищує достовірність підтримки прийняття рішень.

## Література

1. Герасимов Б.М. *Интеллектуальные системы поддержки принятия решений: Навч. посібник / Б.М. Герасимов, В.М. Локазюк, О.Г. Оксіюк, О.В. Поморова. – К.: Вид-во Європ. ун-ту, 2007. – 335 с.*
2. Азаренко Е.В. *Проектирование автоматизированных систем управления на компьютерных сетях: Монография / Е.В. Азаренко, Б.М. Герасимов, Б.П. Шохин. – Севастополь: Гос. океанариум, 2007. – 272 с.*
3. Локазюк В.М. *Математичні моделі підвищення ефективності технології підтримки прийняття рішень забезпечення виробництва взуття / В.М. Локазюк, Є.І. Котляр // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2008. – №. 6 (33). – С. 24-31.*
4. Локазюк В.М. *Методи подання апріорної інформації для підвищення ефективності процесу матеріального забезпечення виробництва взуття / В.М. Локазюк, Є.І. Котляр // Вісник Хмельницького національного університету. – Хмельницький: ХНУ. – 2008. – № 5. – С. 105-112.*
5. Локазюк В.М. *Розроблення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень як один із шляхів підвищення ефективності виробництва взуття / В.М. Локазюк, Є.І. Котляр // Вісник Хмельницького національного університету. – Хмельницький: ХНУ, 2007. – № 2, Т. 2 (90). – С.47-49.*

Надійшла до редакції 24.02.2009

**Рецензент:** д-р техн. наук, доц., проф. кафедри системного програмування О.В. Поморова, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.

## АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МАТЕРИАЛЬНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ПРОИЗВОДСТВА ОБУВИ

*В.Н. Локазюк, Е.И. Котляр*

В статье рассмотрена архитектура интеллектуальной системы поддержки принятия решений (СППР) процесса обеспечения производства обуви, а также проведена сравнительная оценка эффективности традиционной СППР и СППР, построенной с использованием искусственных нейронных сетей. При использовании нейросетевой СППР существенно уменьшается количество входящей экспертной информации, что, в свою очередь, повышает достоверность поддержки принятия решений.

**Ключевые слова:** архитектура, интеллектуальная СППР, структура СППР, искусственная нейронная сеть, итерационный процесс, оптимизация, критерии эффективности.

## ARCHITECTURE OF THE DECISION-MAKING SUPPORT SYSTEM FOR MATERIAL ENDOWMENT OF FOOTWEAR PRODUCTION

*V.N. Lokasyuk, Y.Y. Kotlyar*

Architecture of the intellectual decision-making support system (DSS) of the process of endowment of footwear production is considered in the article, and also the comparative estimation of effectiveness traditional DSS and DSS, built with the use of artificial networks is conducted. At the use of neural nets DSS incoming expert information content diminishes substantially, that, in same queue, promotes authenticity of support of decision-making.

**Key words:** architecture, intellectual DSS, structure of DSS, artificial neural network, iterative process, optimization, criteria of efficiency.

**Локазюк Віктор Миколайович** – д-р техн. наук, проф., проф. кафедри системного програмування Хмельницького національного університету, Хмельницький, Україна, e-mail: kism@beta.tup.km.ua.

**Котляр Євген Йосифович** – аспірант кафедри системного програмування Хмельницького національного університету, Хмельницький, Україна, e-mail: kism@beta.tup.km.ua.