

УДК 681.3

В.А. Шуренок, ст. викл.

О.М. Перегуда, ад'юнкт

Житомирський військовий інститут радіоелектроніки ім. С.П. Корольова

ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ НАЛАШТУВАННЯ НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ОЦІНКИ КОСМІЧНОЇ ОБСТАНОВКИ

(Представлено д.т.н. Панішевим А.В.)

У статті запропонований алгоритм налаштування нечіткої моделі (НМ) оцінювання космічної обстановки з використанням методу "генетичного алгоритму" (МГА), що дозволило підвищити ефективність оцінки космічної обстановки (КО); проведений аналіз його роботи від власних параметрів для скорочення часу налаштування НМ.

Рішення задачі оцінювання складних систем залежить від складності математичної моделі, що оптимізується, та якості її рішення. Тільки повна сукупність частинних критеріїв дає можливість адекватної оцінки функціонування системи як прояв протиріч і єдності всіх її якостей. Таким чином, для оцінювання складної системи в різних умовах необхідно застосовувати багатокритеріальний підхід [1]. В наш час розроблено велику кількість методів багатокритеріального оцінювання, орієнтованих на конкретну ситуацію, але відсутня універсальна кількісна модель оцінки, що адаптована до ступеня визначеності вхідної інформації та інших особливостей прийняття рішення оцінювання КО. Рішення задачі багатокритеріального оцінювання КО, яка описується нелінійними рівняннями, коли спрощення моделі для вирішення цільових задач недоцільно, представляє актуальну задачу. Особливого значення ця задача набуває при роботі в невизначених умовах обстановки. Враховуючи те, що інформацією для побудови НМ оцінки КО є експертна інформація, для якої у багатьох випадках характерна нечіткість та невизначеність, в якості математичного апарату для побудови НМ застосовано теорію нечіткої логіки, яка реалізована через експертну систему [2].

Постановка задачі

Структуру НМ оцінки КО можна описати наступною функцією:

$$H(k) = f[Y_1(k-1), Z(k-1), Y(k-1)], \quad (1)$$

де $Y_1(k-1)$ – вектор, що характеризує завчасну підготовку космічних систем до застосування у районі на $k-1$ кроці моделювання;

$Z(k-1)$ – вектор, що визначає безпосередню підготовку космічних систем до застосування;

$Y(k-1)$ – вектор, що характеризує завчасну підготовку та ознаки посилення застосування.

У свою чергу, вектори КО Y_1, Y, Z можна відобразити через частинні показники космічної обстановки (розвідувальні ознаки) $X_1 \dots X_9$.

Можливі рішення оцінки КО задані множиною $d \in \{d_1, \dots, d_4\}$.

Задача оцінки КО полягає в тому, щоб кожному сполученню частинних показників $x_1 - x_9$ поставити у відповідність одне з рішень $d_i, i = \overline{1,4}$. Показники $x_1 - x_9$ будемо розглядати як логічні змінні (ЛЗ) [2], [7]. На рис.1 у вигляді ієрархічного дерева логічного висновку, що відповідає визначеним рішенням, представлена структура НМ для оцінки КО.

$$d = f_d(Y, Z), \quad (2)$$

$$Y = f_y(Y_1, x_8, x_9), \quad (3)$$

$$Y_1 = f_y(x_1, x_2, x_3), \quad (4)$$

$$Z = f_z(x_4, x_5, x_6, x_7), \quad (5)$$

Отже, вектори Y, Y_1, Z можна розглядати як проміжні висновки з оцінки КО.

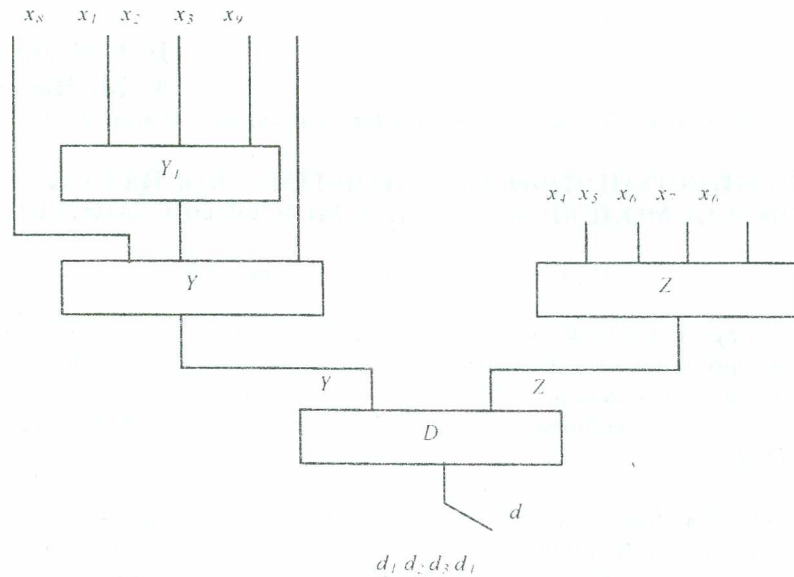


Рис. 1. Дерево логічного висновку

Прийняття рішення в теорії нечіткої логіки, коли правила, що складають основу моделі, є рівноправними, описується функціями належності вектора вхідних змінних $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ і визначається за формулою :

$$\mu^{d_i}(x_i) = \max_{p = \overline{1, l_j}} \left\{ \min_{j = \overline{1, n}} [\mu^{a_i^{jp}}(x_i)] \right\}, \quad (6)$$

де $\mu^{a_i^{jp}}(x_i)$ – ФН вхідної змінної $x_i \in [x_i^-]$ нечіткому терму a_i^{jp} , $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, l_j}$;

$\mu^{d_i}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – ФН вектора вхідних змінних $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ значенню вихідної оцінки $y = d_j, j = \overline{1, m}$;

a_i^{jp} – лінгвістична оцінка вибирається з терм – множини відповідного параметра x_i (тобто $a_i^{jp} \in A_i, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}, p = \overline{1, l_j}$), елемент a_i^{jp} , що стоїть на перетині i -го стовпця і jp -го рядка, відповідає лінгвістичній оцінці параметра x_i в рядку нечіткої бази знань з номером jp ;

l_j – число рядків матриці знань – кількість правил, що визначають значення вихідної змінної, $j = \overline{1, m}$ – j -ий терм оцінювання d , m – число прийнятих рішень.

З уведенням ваг правила формула (1) приймає наступний вигляд:

$$\mu^{d_i}(x_i) = \max_{p = \overline{1, l_j}} \left\{ W_{jp} \min_{j = \overline{1, n}} [\mu^{a_i^{jp}}(x_i)] \right\}, \quad (7)$$

де W_{jp} – вага jp -го правила рядка, $j = \overline{1, m}, p = \overline{1, l_j}$.

Вага правила – це число з діапазону (0,1), що характеризує суб'єктивну міру впевненості експерта в даному правилі.

Для налаштування НМ необхідно знайти таке значення вектора W_{jp} , що забезпечить мінімум різниці модельних і визначених значень.

Для налаштування НМ відома велика кількість різноманітних методів [3], [4]. Ці методи поділяють на групи: градієнтні методи (ГМ) – для відшукування напрямку пошуку використовується напрямок градієнта (методи градієнта, антиградієнта, проекції градієнта, Ньютона та ін.); методи випадкового пошуку (МВП) – напрямком пошуку обирається випадково, але з урахуванням досягнутого результату на даній ітерації (метод “сліпого” пошуку, метод випадкового пошуку з навчанням); методи-стратегії (МС) – визначають спосіб розбиття простору пошуку задачі оптимізації на ряд підобластей, рішення на кожній підобласті визначається з використанням ГМ чи МВП, а потім рішення узагальнюються (метод штрафних функцій, метод бар'єрних функцій); комбіновані методи (КМ) сполучають в собі одночасно особливості роботи як ГМ, так і МВП, чим досягається взаємна компенсація недоліків цих методів. При відносній простоті моделі та системи обмежень найбільшого

використання знайшли градієнтні методи (ГМ). Приведений в [4,] [5], [6] аналіз застосування цього методу показує, що при ускладненні моделі або системи обмежень, що виражається в полімодальності цільової функції, порушенні умов гладкості та випуклості – застосування ГМ неможливо, або недоцільно (у випадках порушення умови гладкості та випуклості ГМ не дає рішення, а полімодальність цільової функції зумовлює ймовірність потрапити до локального екстремуму. Крім того, градієнтним методам притаманна проблема “комбінаторного вибуху” [5], коли рішення задачі вимагає ресурсів експоненційно зростаючих в порівнянні з лінійним зростанням розмірності задачі). Альтернативою до ГМ є МВП, які позбавлені недоліків градієнтних методів, але мають порівняно низьку швидкість сходимості [3], [4]. Враховуючи специфіку оцінки КО, одним із шляхів вирішення задачі оцінювання КО на основі нечіткої логіки є застосування комбінованих методів оптимізації, які сполучають в собі переваги роботи ГМ та МВП. Одним з методів такого типу є метод “генетичного алгоритму”, який дозволяє проводити оптимізацію для полімодальних, негладких та невиконаних функцій з швидкістю сходимості більшою, ніж в методах випадкового пошуку [2], [6].

МГА має ряд власних параметрів, які визначають особливості його роботи (у першу чергу, це – швидкість сходимості алгоритму пошуку). Разом з тим дослідження питання залежності часу пошуку від власних параметрів “генетичного алгоритму” (МГА) та структури задачі, що вирішується, потребує досліджень.

Дослідимо можливості застосування та функціонування “генетичного алгоритму” для налаштування нечіткої моделі оцінки КО.

Будемо вважати відомими наступні вихідні дані:

S – вектор структури системи, який визначає параметри системи, що не змінюються під час оптимізації (стосовно НМ оцінки КО – набір правил ЯКЦО–ТО, представлених за допомогою нечіткої логіки, та коефіцієнтів ваг цих правил);

B – вектор-еталон, який містить набір зразкових пар стимул–реакція (вхідні дані – рішення), за якими налаштовується НМ;

P – вектор, що містить параметри НМ, значення яких оптимізуються;

G – вектор власних параметрів МГА;

F – функція відповідності [2], що визначає спрямованість пошуку – на мінімізацію чи максимізацію, у даному випадку мінімізується помилка (невідповідність) рішення НМ еталону, що визначає якість рішення, яке пропонує НМ в порівнянні з рішенням у векторі-еталоні.

Введемо наступні обмеження:

1) вектор **B** охоплює практично всю значиму область рішень на області застосування НМ, особливістю формування вектора **B** для даної НМ є те, що він формується на основі еталонної інформації, розгорнутої у часі, а не у просторі так, як для звичайних моделей;

2) вектор **S** (правила ЯКЦО–ТО), сформований заздалегідь за результатами роботи з експертами і не містить логічних помилок;

3) у першому наближенні за результатами роботи з експертами визначено значення параметрів функцій належності [6] (тобто частина вектора **P**);

4) решту параметрів вектора **P** – ваги правил, приймаємо рівними 1;

5) функція відповідності – **F** розраховує помилку прийняття рішення за допомогою НМ методом найменших квадратів [2]:

$$F(S, P, B, G) = e_{\Sigma} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^k (d_i^{B_j} - d_i^{O_j})^2, \quad (8)$$

де e_{Σ} – сумарна помилка;

n – розмірність вектора **B**;

k – максимальна кількість рішень, які видає НМ;

$d_i^{B_j}$ – еталонне i -те рішення на j -ий вхідний елемент вектора **B**;

$d_i^{O_j}$ – i -те рішення НМ на j -ий вхідний елемент вектора **B** з урахуванням ваг правил W_{jp} ;

i – номер рішення (1.. k), яке видає НМ;

j – номер пари в еталонному векторі **B**.

Для налаштування моделі запропонований критерій:

$$e_{\Sigma \min} = \text{Min}(F(S, P, B, G)), \quad (9)$$

де $e_{\Sigma \min}$ – мінімально допустима кінцева сумарна помилка НМ.

Для його розрахунку необхідно визначити залежність часу на налаштування НМ ($T_{\text{опт}}$) від параметрів генетичного алгоритму (G):

$$T_{\text{опт}} = f(G). \quad (10)$$

Налаштування ваг правил (W_{jp}) та параметрів функцій належності – вектора \mathbf{P} проведемо за допомогою МГА.

Сукупність показників, які оптимізуються, об'єднуються у вектор показників, який має назву – хромосома. Показники в хромосомі зберігаються в закодованому (перетвореному) вигляді (наприклад, в двійковій системі зчислення, але кодування не є обов'язковою операцією в МГА [2], [6] і використовується для поліпшення умов виконання обчислювальних операцій на обчислювальних засобах). Окрема ділянка хромосоми, яка відповідає за кодування одного показника, має назву – ген, довжина гену залежить від обраного типу кодування. Кожна хромосома являє собою рішення задачі, яка оптимізується з ефективністю, що виражається певним числом – ефективністю хромосоми. Ефективність хромосоми обчислюється за функцією, яка залежить від якості вирішення цільової задачі (у даному випадку, ефективність хромосоми буде визначатись функцією зворотною функції відповідності \mathbf{F} (8)). Набір хромосом (сукупність рішень) називається популяцією. В популяції підтримується постійна кількість хромосом. Окрему ітерацію МГА називають – покоління. Основні етапи МГА наведено на рис. 2.

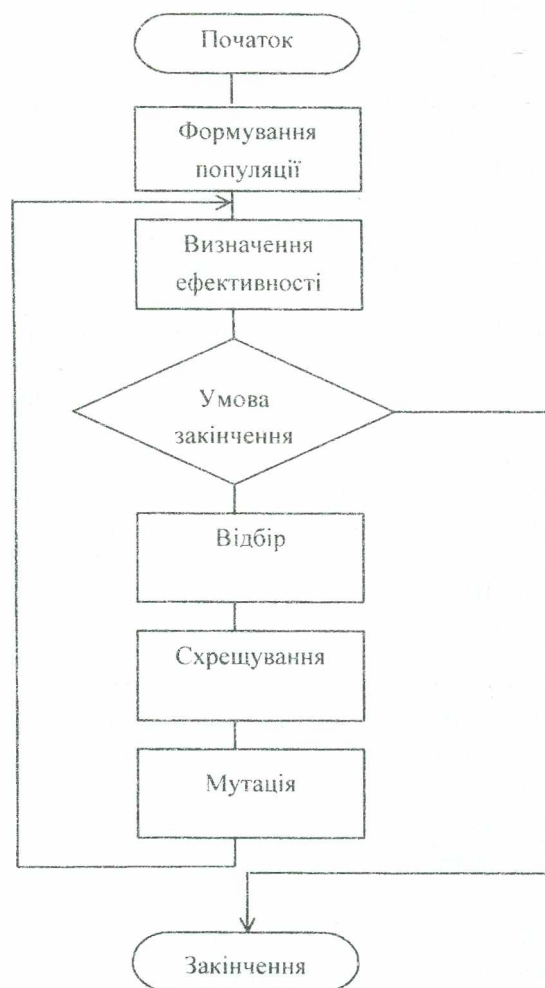


Рис. 2. Схема роботи методу генетичного алгоритму налаштування НМ

На рис. 2 представлені 6 етапів роботи МГА.

Наведена структура МГА відрізняється від структур МГА в [2] та [6], що пов'язано з особливостями реалізації алгоритму (конкретизацією окремих операцій), а саме: відсутня операція (етап) кодування показників, які входять до складу хромосоми, оскільки вони представлені у зручному для подальших обчислень вигляді; етап вибору слідує безпосередньо

за етапом визначення ефективності, як функціонально необхідній (щоб відібрати гени, які були отримані в результаті схрещування та мутації, їх необхідно попередньо оцінити).

1) Етап формування початкової популяції. Виходячи з визначеного об'єму популяції, формується відповідна кількість хромосом (способів вирішення задачі). Значення показників в кожній хромосомі визначається випадково за рівномірним законом розподілу, чим забезпечується повнота та рівномірність початкового охоплення простору пошуку. Тобто проблема невизначеності вибору початкової точки пошуку, яка існує для ГМ та МВП [4], вирішується за рахунок одночасного пошуку у багатьох напрямках.

2) Етап визначення ефективності хромосом ("етап оцінки", "оцінка" [2]). За функцією відповідності визначається ефективність кожної хромосоми в популяції, після чого проводиться сортування хромосом за зростанням їх ефективності.

3) Етап відбору ("вибір" [2]). На цьому етапі відкидаються хромосоми з найменшою ефективністю, якщо загальна кількість хромосом в популяції більша за допустиму. Тобто об'єм обчислень, який здійснюється в алгоритмі, зберігається на постійному рівні незалежно від номера ітерації на відміну від деяких ГМ.

4) Етап схрещування 3 популяції з урахуванням ефективності кожної хромосоми випадково обираються дві хромосоми, та, починаючи з випадкової позиції, вони обмінюються генами; позиції схрещування може бути й декілька. Якщо у просторі пошуку дві точки, визначені цими хромосомами, знаходяться в околі одного екстремуму, то середнє значення між цими точками, яке є результатом схрещування, буде знаходитись ближче до екстремуму, тобто це у певній мірі аналогія ГМ, а якщо дві точки, визначені цими хромосомами, знаходяться в околі різних екстремумів, то середнє значення між цими точками буде випадковим, тобто це – аналогія МВП.

5) Етап мутації. Повна аналогія до МВП – в популяції випадково змінюється значення окремих генів, тобто положення точки пошуку в просторі пошуку.

6) Закінчення пошуку. Пошук завершується за умови, що протягом L ітерацій ефективність найкращої хромосоми збільшується менше, ніж на λ , інакше починається нова ітерація (п.п. 2–6).

Наприклад, якщо найефективніша хромосома була знайдена у 30 покоління, це означає, що умова закінчення алгоритму пошуку була виконана на 30 ітерації, а найкращу хромосому у кінцевій виборці вважають оптимальним рішенням.

МГА має наступні параметри:

- 1) об'єм популяції V (максимально допустима кількість точок пошуку);
- 2) коефіцієнт мутації K_m (відсоток генів мутуючих в одному поколінні);
- 3) коефіцієнт схрещування K_c (відношення кількості хромосом, які схрещуються в одному поколінні до загального об'єму популяції);
- 4) коефіцієнти зупинки L, λ (кількість поколінь (L), протягом яких ефективність найкращої хромосоми збільшилась менше, ніж на певне, заздалегіть визначене, число (λ)).

Приклади налаштування окремих частин ІМ оцінювання КО представлені в таблицях 1 та 2, а приклади порівняння результатів роботи ІМ до та після налаштування представлені в таблиці 3. В таблицях наведено результати розрахунку за формулами 6 та 7 з використанням критерію (9).

Таблиця 1

Ваги правил у НБЗ, що описує залежність $d = f(Z, Y)(5)$

Номер рядка	Ваги до адаптації	Ваги після адаптації
1	1	0,480
2	1	0,392
3	1	0,561
4	1	0,417
5	1	0,378
6	1	0,372
7	1	0,445
8	1	0,825
9	1	0,850
10	1	0,850

Таблиця 2

Розраховані значення параметрів ФН вхідної змінної X1
(інтенсивність запусків КА)

$\mu^d(X^*)$	Значення до настроювання		Значення після настроювання	
	b	c	b	c
$\mu^{\text{планова}}(X^*)$	35	1	33,4	2,7
$\mu^{\text{вище за планову}}(X^*)$	45	1	47,3	0,9
$\mu^{\text{висока}}(X^*)$	55	1	52,1	2,9

Таблиця 3

Порівняльні характеристики роботи НМ оцінки КО

P	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	d еталон	d до налаштування	d після налаштування
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	25	10	8	0	6	10	0	15	1	d ₂	d ₁	d ₂
2	25	10	8	0	6	10	0	15	1	d ₂	d ₁	d ₂
3	26	10	8	0	6	10	0	15	1	d ₂	d ₁	d ₂
4	26	10	8	0	6	10	0	17	1	d ₂	d ₂	d ₂
5	27	10	8	0	7	10	1	17	4	d ₃	d ₃	d ₃
6	27	11	8	0	7	10	1	17	4	d ₃	d ₃	d ₃
7	28	11	8	0	7	10	1	18	4	d ₃	d ₃	d ₃
8	28	11	9	0	7	10	1	17	4	d ₃	d ₄	d ₃
9	29	11	9	0	7	10	1	17	4	d ₄	d ₄	d ₄
10	29	11	9	0	7	10	1	17	5	d ₄	d ₄	d ₄
11	30	11	9	0	7	10	1	17	5	d ₄	d ₅	d ₄
12	30	11	9	1	7	10	1	17	6	d ₄	d ₅	d ₄
13	31	11	9	1	7	10	1	17	6	d ₄	d ₅	d ₄
14	31	11	9	1	7	12	1	22	6	d ₅	d ₅	d ₅
15	32	12	9	1	7	12	1	22	9	d ₅	d ₅	d ₅
16	32	12	9	1	7	12	1	22	9	d ₅	d ₅	d ₅
...

З аналізу таблиць слідує, що НМ потребує налаштування ваг правил, оскільки достовірність рішень до налаштування є недостатньою (на рівні 60–65 %), застосування генетичного алгоритму налаштування дозволяє підвищити достовірність рішень до 99,4–99,6 %.

Дослідження параметрів генетичного алгоритму налаштування НМ проведено за умов:

- 1) вихідна вибірка однакова для всіх досліджень;
- 2) кінцевим значенням часу пошуку в кожному досліді вважаємо статистичне усереднення за 30 вимірами. Результати дослідження наведені на рис. 3.

З аналізу графіків рис. 3 слідує:

1) кількість схрещувань, що проводяться за одну ітерацію, визначається значенням коефіцієнта схрещування K_c (% хромосом початкової популяції, що беруть участь у схрещуванні). Об'єм всіх локусів (позицій хромосом), що змутували, визначається коефіцієнтом мутації K_m (% локусів, в яких проводиться мутація);

2) час, що затрачується на пошук оптимального рішення, характеризується двома параметрами: часом однієї ітерації (T) і кількістю ітерацій до знаходження оптимального рішення (N);

3) кількість ітерацій, необхідних для пошуку оптимального рішення – N, зменшується при збільшенні коефіцієнта схрещування – K_c (рис. 3, а), оскільки збільшується об'єм породжених хромосом, а значить більш детально досліджується простір пошуку. Те ж саме можна спостерігати при збільшенні початкового об'єму популяції (V) (рис. 3, б).

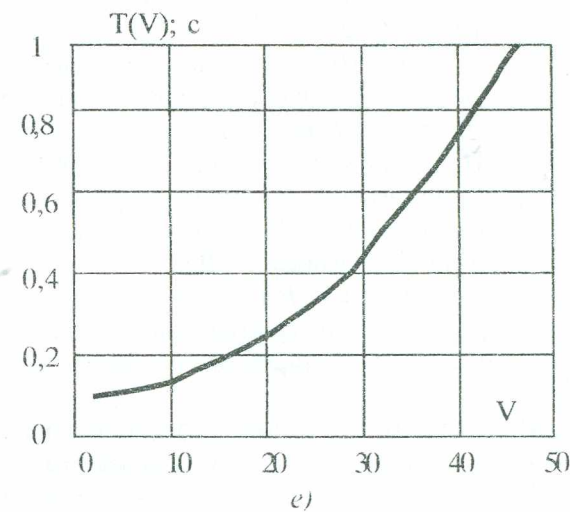
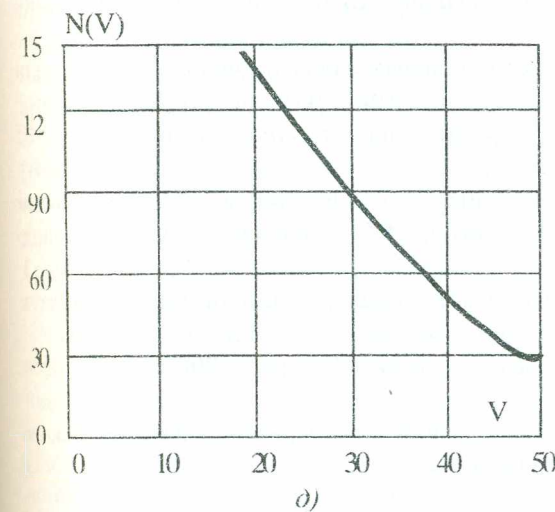
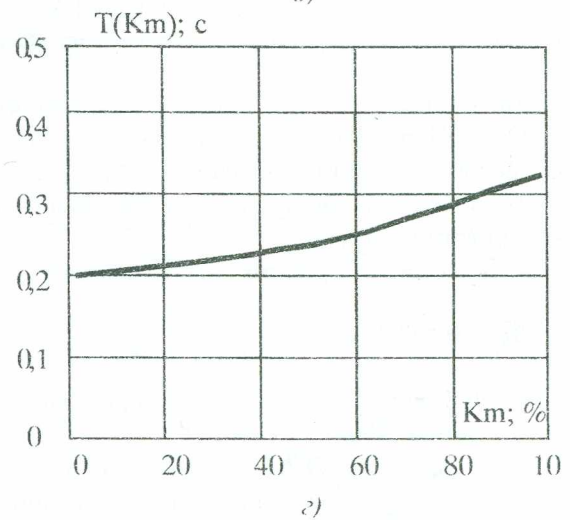
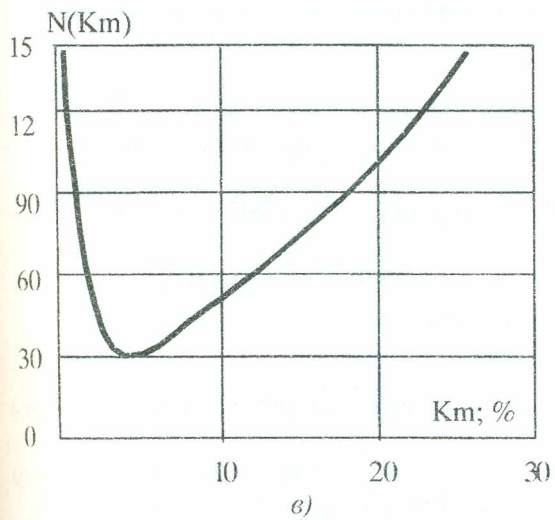
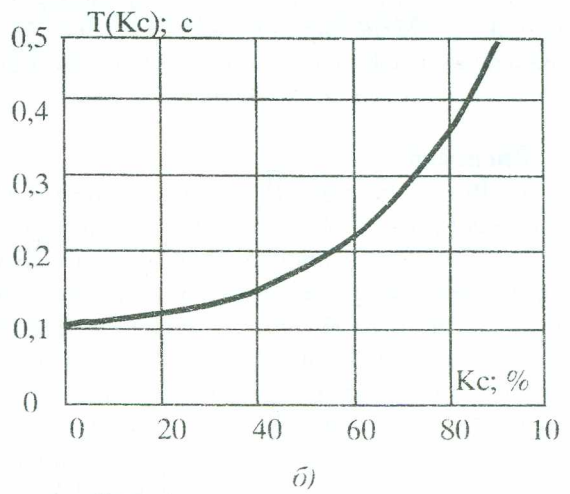
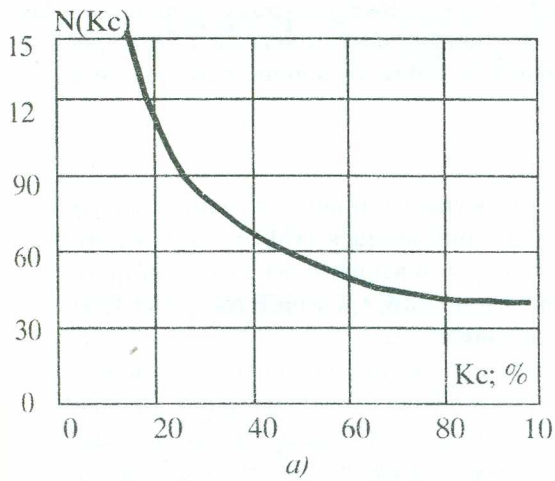


Рис. 3. Результати дослідження роботи "Генетичного алгоритму"

4) Найбільш оптимальне значення Km в діапазоні 3–8% (рис. 3, в), при меншому значенні коефіцієнта мутації популяція практично не оновлюється та приходить в "насичення" (коли будь-яке схрещування хромосом, що мається в популяції, не призводить до утворення нових хромосом). При великому значенні коефіцієнта в одній хромосомі проходить зразу кілька мутацій, що робить пошук абсолютно випадковим і призводить до суттєвого збільшення кількості ітерацій N ;

5) Час однієї ітерації – T збільшується при збільшенні коефіцієнта схрещування (K_c) (рис. 3, б) та об'єму вибірки (V) (рис. 3, в), що зв'язано з ростом об'єму обчислень. При збільшенні коефіцієнта мутації (K_m) час однієї ітерації підвищується повільно, що зв'язано з незначним ростом об'єму обчислень (рис. 3, г).

Висновки.

1) Використання МГА для оптимізації НМ, де застосування інших методів налаштування обмежене, дозволило підвищити адекватність рішень, що приймаються НМ по оцінюванні КО.

2) В роботі запропонований нестандартний спосіб формування навчаючої вибірки, який формується на основі експериментальної еталонної інформації, розгорнутої у часі, а не у просторі, як це зроблено для більшості моделей такого типу.

3) Аналіз роботи МГА в залежності від власних параметрів свідчить про необхідність настроювання власних параметрів МГА для скорочення часу пошуку оптимального рішення.

4) Застосування МГА при налаштуванні НМ доцільне в системах, де не використовується явне завдання цільової функції (наприклад, для логіко-лінгвістичних моделей, нейронних мереж), крім того, використання МГА доцільно для оптимізації складних багатозмінних, полімодальних, негладких, невинуклих функцій, де застосування інших методів оптимізації значно обмежене.

Автори вбачають такі перспективні напрямки подальших наукових досліджень:

1) дослідження залежності швидкості та точності знаходження оптимального рішення МГА від способу дискретизації простору пошуку;

2) автоматизація процесу оптимального підбору власних параметрів МГА за проміжними результатами пошуку;

3) дослідження роботи НМ за межами допустимих значень вхідних параметрів.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Воронин А.П. Многокритериальный синтез динамических систем. – Киев: Наукова думка, 1992. – 160 с.
2. Ротштейн О.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетичні алгоритми, нейронні мережі. – Вінниця: «Універсум-Вінниця», 1999. – 320 с.
3. Дегтярев Ю.И. Методы оптимизации : Учебное пособие для ВУЗов. – М.: Сов. радио, 1980. – 272 с.
4. Васильев Ф.П. Численные методы решения экстремальных задач : Учебное пособие для ВУЗов. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Наука. Гл. ред. Физ.-мат. лит., 1985. – 552 с.
5. Джексон, Питер. Введение в экспертные системы: Пер. с англ.: Учеб. пос. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 624 с. ил.
6. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.П. Петрашев, С.А. Сергеев – Харьков: Основа. – 1997. – 212 с.
7. Горохівський В.П., Лисенко О.І., Перегуда О.М. Система підтримки прийняття рішення при ідентифікації позаштатних ситуацій на борту космічного апарата // Вісник Житомирського інженерно-технологічного інституту. – № 16. – 2001.

ШУРЕНОК Володимир Анатолійович – старший викладач кафедри Житомирського військового інституту радіоелектроніки ім. С.П. Корольова.

Наукові інтереси:

– інтелектуальні системи і системи прийняття рішень.

ПЕРЕГУДА Олександр Михайлович – ад'юнкт Житомирського військового інституту радіоелектроніки ім. С.П. Корольова.

Наукові інтереси:

– інтелектуальні технології обробки інформації.

Подано 11.03.2004