

УДК 681.3

О.М. Перегуда, ад'юнкт

Житомирський військовий інститут радіоелектроніки ім. С.П. Корольова

**МЕТОДИКА НАЛАШТУВАННЯ НЕЧІТКОЇ НЕЙРОПРОДУКЦІЙНОЇ СИСТЕМИ  
ФОРМУВАННЯ ІНТЕГРАЛЬНИХ ОЦІНОК СТАНУ СКЛАДНОГО ТЕХНІЧНОГО  
ОБ'ЄКТА УПРАВЛІННЯ**

*В статті запропонована методика розв'язання задачі налаштування нечіткої нейропродукційної системи формування інтегральних оцінок стану складного технічного об'єкта. Така задача відноситься до класу NP-повних задач. Методика заснована на використанні адаптивного до етапів пошуку генетичного алгоритму. Адаптація здійснюється з використанням нечіткої бази знань.*

**Постановка завдання у загальному вигляді.** На даний час автоматизовані системи управління (АСУ) отримали широке розповсюдження, вони впроваджуються в усі нові сфери управлінської діяльності людини. Розвиток АСУ, в свою чергу, вимагає по-новому поглянути на проблеми обробки й відображення інформації в умовах постійного ускладнення задач управління. Особливо актуально це для розв'язання задач оперативного управління складними технічними об'єктами управління (СТОУ). Обсяг оперативної інформації, аналіз якої необхідно робити для ухвалення розв'язання, в переважній більшості випадків вищий на кілька порядків пропускну здатності оператора, внаслідок чого немає сенсу представляти йому всю інформацію, що надходить зі СТОУ. Тому при побудові АСУ одним із основних завдань, яке має велике практичне значення, є узгодження пропускну здатності оператора з темпом (швидкістю) подання йому інформації про стан СТОУ.

В [1] запропоновано спеціальну систему, яка реалізовує один із шляхів узгодження пропускну здатності оператора з швидкістю оброблюваного ним потоку інформації. Система дозволяє сформувати ієрархічну структуру інтегральних оцінок (ІО) про стан СТОУ. ІО формуються специфічною нейронною мережею з застосуванням нечіткої логіки.

Запропонована нечітка нейропродукційна система (ННПС) [1] має певні недоліки: складність реалізації такої системи, що зумовлено використанням нетрадиційного математичного апарата – нейронної мережі з нечіткою логікою, і звідси – складність її налаштування (через велику кількість внутрішніх параметрів).

Попередній аналіз вигляду цільової функції в задачі налаштування ННПС проведений методами псевдоградієнта та випадкового пошуку, аналіз застосування аналогічних та подібних систем дозволив зробити висновки про полімодальність та розривність цільової функції, а також наявність ділянок (плато) з відсутністю випуклості цільової функції. Відшукання глобального екстремуму (розв'язання задачі оптимізації, настроювання ННПС) за умов наявності перелічених вище якостей цільової функції, а також наявності великої кількості параметрів, що оптимізуються, дозволяє віднести дану задачу до класу NP-повних задач, розв'язання яких за допомогою класичних методів оптимізації неможливе або недоцільне.

**Аналіз методів налаштування.** Методи оптимізації [2], [3] можна поділити на п'ять груп:

1. Градієнтні методи (ГМ) – для відшукування напрямку пошуку використовується напрямок градієнта цільової функції (методи градієнта, антиградієнта, проекції градієнта, Ньютона та ін.).

2. Методи випадкового пошуку (МВП) – напрямком пошуку обирається випадково, але з урахуванням досягнутого результату на даній ітерації (метод “сліпого” пошуку, метод випадкового пошуку з навчанням).

3. Методи-підходи – визначають спосіб розбиття простору пошуку задачі оптимізації на ряд підобластей, розв'язання на кожній підобласті визначається з використанням ГМ чи МВП, а потім розв'язання узагальнюються (метод штрафних функцій, метод бар'єрних функцій).

4. Методи регуляризації – цільова функція апроксимується, замінюється чи доповнюється іншою більш простою функцією, що дозволяє зменшити складність задачі за рахунок зменшення точності її розв'язання.

5. Комбіновані методи – 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 найбільше поширення знайшли ГМ. Наведений в [2], [4] 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 неможливе або недоцільне (у випадках порушення умови гладкості та випуклості ГМ не дає розв'язання, а полімодальність цільової функції зумовлює ймовірність потрапити до локального екстремуму). Крім того, градієнтним методам притаманна проблема “комбінаторного вибуху” [5], коли розв'язання задачі вимагає ресурсів експоненціально зростаючих в порівнянні з лінійним зростанням розмірності задачі (так звані NP-повні задачі). Альтернативою до ГМ є МВП, які позбавлені недоліків

градієнтних методів, але мають порівняно низьку швидкість збіжності [2], [3], [4]. Методам-підходам притаманні недоліки тих стандартних методів, за допомогою яких розв'язується задача оптимізації в окремих підобластях простору пошуку. Методи регуляризації поступаються точністю в порівнянні з класичними методами, оскільки точність отриманого результату залежить від ступення відмінності початкової та регуляризованої функції. Одним із шляхів розв'язання поставленої задачі оптимізації є застосування комбінованих методів оптимізації, які сполучають в собі переваги роботи ГМ та МВП. Одним із методів такого типу є метод спрямованого випадкового детермінованого пошуку, так званий "генетичний алгоритм" (ГМ), який дозволяє проводити оптимізацію для полімодальних, негладких та невиконуваних функцій зі швидкістю збіжності більшою, ніж в методах випадкового пошуку [5], [6].

**Опис методу генетичного алгоритму.** Сам факт того, що для розв'язання задачі оптимізації обраний метод генетичного алгоритму (МГА), не дозволяє судити про якість розв'язання задачі оптимізації у силу наявності великої кількості факторів, які визначають якість<sup>1</sup> його роботи.

Якість роботи МГА суттєво залежить від власних параметрів алгоритму, а також від специфіки задачі, що розв'язується за його допомогою. Формалізуємо задачу оптимізації.

Будемо вважати відомими наступні початкові дані:

$S$  – вектор структури системи, який визначає параметри системи, що не змінюються під час оптимізації (стосовно ННПС – це її внутрішня структура, сукупність зв'язків між нейронами та нейронними групами, які реалізують базу знань у вигляді продукційних правил ЯКЦО – ТО, сформовану експертним шляхом);

$B$  – вектор-еталон, який містить набір зразкових пар стимул–реакція (вхідні дані – розв'язання), за якими налаштовується ННПС;

$P$  – вектор, що містить параметри ННПС, значення яких оптимізується (внутрішні параметри нейронів);

$G$  – вектор власних (внутрішніх) параметрів МГА;

$F$  – функція невідповідності (за Ротштейном [5] – функція відповідності, що визначається спрямованістю пошуку на мінімізацію чи максимізацію, в даному випадку мінімізується помилка (невідповідність) розв'язання ННПС<sup>2</sup> еталону), що визначає якість розв'язання, яке пропонує ННПС у порівнянні з розв'язанням у векторі-еталоні.

Введемо наступні обмеження та допущення:

1) вектор  $B$  рівномірно охоплює всю практично значиму область розв'язань на області застосування ННПС;

2) правила ЯКЦО – ТО реалізовані за допомогою нейронних блоків, сформовані заздалегідь за результатами роботи з експертами та не містять логічних помилок;

3) у функції невідповідності  $F$  розраховується помилка прийняття розв'язання ННПС з використанням методу найменших квадратів за формулою (1):

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

де  $e_{\Sigma}$  – сумарна помилка;  $n$  – розмірність вектора  $B$ ;  $k$  – максимальна кількість розв'язань, які видає ННПС;  $d_i^{B_j}$  – еталонне  $i$ -те розв'язання на  $j$ -ий вхідний елемент вектора  $B$ ;  $d_i^{O_j}$  –  $i$ -те розв'язання ННПС на  $j$ -ий вхідний елемент вектора  $B$ ;  $i$  – номер розв'язання (1.. $k$ ), яке видає ННПС;  $j$  – номер пари в еталонному векторі  $B$ .

Для налаштування моделі запропонований критерій:

$$e_{\Sigma \min} = \min(F(S, P, B, G)), \quad (2)$$

де  $e_{\Sigma \min}$  – мінімально допустима кінцева сумарна помилка ННПС; вектори  $S$ ,  $B$  – заздалегідь визначені і не змінюються при роботі алгоритму; значення вектора  $G$  визначає якість роботи МГА; значення вектора  $P$  оптимізується і є результатом роботи алгоритму.

Зважаючи на те, що ідея генетичного алгоритму була скопійована з природних еволюційних процесів, термінологія, яка застосовується в методі ГА, має багато спільного з поняттям теорії еволюції та генетики.

Сукупність показників, які оптимізуються, об'єднуються у вектор параметрів, який має назву хромосома. Параметри в хромосомі зберігаються в закодованому (перетвореному) вигляді (наприклад, у двійковій системі числення). Окрема ділянка хромосоми, яка відповідає за кодування одного показника, має назву – ген, довжина гена залежить від обраного типу кодування. Кожна хромосома є розв'язком

<sup>1</sup> Під якістю роботи МГА будемо розуміти час пошуку квазіоптимального розв'язання та його точність, тобто близькість квазіоптимального розв'язання до оптимального.

<sup>2</sup> Під прийняттям розв'язання ННПС будемо розуміти той вихідний результат, який видає ННПС при подачі на неї вхідних параметрів.

поставленої задачі з ефективністю, що виражається певним числом – ефективністю хромосоми. Ефективність хромосоми обчислюється за функцією, яка залежить від якості розв'язання цільової задачі (у даному випадку ефективність хромосоми буде визначатися функцією, зворотною до функції невідповідності (1). Набір хромосом (сукупність розв'язань) називається популяцією.

На початку роботи алгоритму формується набір випадкових розв'язань у вигляді популяції хромосом, далі хромосоми піддаються перетворенням з використанням генетичних (еволюційних) операцій.

Розглянемо підготовчі та основні етапи роботи МГА.

Спосіб кодування передбачає, у якому вигляді будуть зберігатися параметри, що оптимізуються, в хромосомі (генах). Найбільш простий спосіб, коли параметри зберігаються в десятковій системі числення. Найбільшого поширення набув метод двійкового кодування (двійково-десятковий код, код Грея). Можливе використання різних основ системи числення для кодування.

Спосіб компонування хромосоми визначає порядок розміщення генів у хромосомі. Експериментально підтверджено [6], [7], що найбільш ефективне розташування генів таке, при якому гени (параметри), відповідальні за функціонування тих самих елементів системи, яка настраюється, повинні бути розташовані максимально близько один до одного.

Етап формування початкової популяції. Виходячи з визначеного об'єму популяції, формується відповідна кількість хромосом (способів розв'язання задачі). Значення параметрів у 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 [2], [3], вирішується за рахунок одночасного пошуку у багатьох напрямках. Якщо відомі особливості вигляду цільової функції, початковий розподіл хромосом може бути нерівномірним.

Етап визначення ефективності хромосом («етап оцінки», «оцінка»). За функцією невідповідності визначається ефективність кожної хромосоми в популяції. Для внесення суттєвої різниці між «кращими» і «гіршими» хромосомами значення ефективності кожної хромосоми піддають масштабуванню [8], при цьому необхідно виконати дві умови:

- зберегти незмінність середнього значення ефективності хромосом у популяції;
- максимальне значення промасштабованої ефективності повинне бути на рівні певної кратності відносно середньої ефективності.

Після чого проводиться сортування хромосом за зростанням їх ефективності.

Етап відбору («вибір», «селекція»). На цьому етапі відкидаються хромосоми з найменшою ефективністю, якщо загальна кількість хромосом в популяції більша за допустиму (тобто об'єм обчислень, які здійснюються в алгоритмі, зберігається на постійному рівні незалежно від номеру ітерації). В окремих різновидах ГА селекція може здійснюватися не в кожному поколінні, а через певне число поколінь або при перевищенні загального числа хромосом більше деякого фіксованого числа [9]. В [10] операція селекції замінена введенням віку хромосом.

Селекція (відбір) необов'язково може проводитися за принципом елітизму (відбору найкращих хромосом).

Етап схрещування. З популяції з урахуванням ефективності кожної хромосоми випадково обираються дві хромосоми, і, починаючи з випадкової позиції, вони обмінюються генами. Позицій схрещування може бути декілька. Якщо у просторі пошуку дві точки, визначені цими хромосомами знаходяться в околі одного екстремуму, то точка в просторі пошуку, яка є результатом схрещування, буде знаходитись ближче до екстремуму, тобто це певною мірою 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. Існують й інші методи схрещування: однорідне, вибіркоче 1-бітне.

Етап мутації. Повна аналогія до МВП: в популяції випадково змінюється значення окремих позицій в генах, тобто випадково змінюється положення точки пошуку в просторі пошуку за однією координатою.

Існують й інші генетичні операції, крім селекції, схрещування та мутації, але ці три операції є головними і обов'язково використовуються при реалізації ГА.

Варіація. Є різновидом мутації, але передбачає лише незначну зміну значення параметрів, які кодується геном (для бінарного кодування це означає зміну молодших розрядів коду).

Інверсія. Передбачає мутацію цілої ділянки хромосоми (кілька алелей<sup>3</sup> підряд).

Транслокація (окремими авторами відноситься до різновиду інверсії). Переміщення ділянки хромосоми в її іншу частину може здійснюватися шляхом вставки, обміну або циклічного зрушення.

Макромутації. Додавання нових хромосом, отриманих способом випадкової генерації, як при формуванні початкової вибірки (використовується у випадку виродження популяції для її відновлення).

<sup>3</sup> Алель – одна позиція в хромосомі (гені).

Крім типу використовуваних генетичних операцій якість роботи ГА визначається наступними факторами:

- порядок і частота використання різних генетичних операцій;
- кількість популяцій, які розвиваються паралельно;
- критерії закінчення пошуку.

У порівнянні з іншими методами оптимізації МГА має наступні переваги:

- МГА є прямим методом, тобто при його використанні немає необхідності знати аналітичний вираз цільової функції;
- обчислювальні витрати МГА лінійно пропорційні складності задачі, що розв'язується, а не експоненційно, як у більшості класичних методів;
- МГА здійснює багатоточковий (множинний) пошук, поєднуючи в собі властивості методів випадкового й направленного пошуку;
- в МГА не висувається жодна вимога до вигляду цільової функції (навіть на відміну від деяких прямих методів), що дозволяє вирішити наступні проблеми:
  - розривність (недиференційованість) функції за 1-ою і 2-ою похідними;
  - слабка випуклість цільової функції;
  - складність відшукування 1-ої та 2-ої похідних;
  - наявність великої кількості екстремумів (полімодальність).

Таким чином, проведений вище аналіз попередніх досліджень у галузі побудови ГА дозволив виявити великий перелік факторів, які визначають якість роботи цього алгоритму.

Перелічені фактори не є повним переліком факторів, які визначають якість роботи ГА, і при конкретному способі реалізації ГА доповнюються додатковими факторами, пов'язаними із специфікою реалізації конкретного методу. Особливістю цих факторів є те, що вони є внутрішніми параметрами ГА і не залежать від специфіки задачі, яка розв'язується за допомогою ГА. В сукупності однотайно визначені значення цих параметрів визначають показники якості розв'язання задачі (час та точність налаштування). Через велику кількість внутрішніх параметрів (факторів) потрібне спеціальне настроювання ГА для розв'язання конкретного класу задач. Неоптимально обрані параметри ГА можуть призвести до істотного збільшення часу пошуку<sup>4</sup>. Відсутність чітко і однотайно формалізованих підходів щодо визначення власних параметрів ГА при розв'язанні задач оптимізації спонукала автора на дослідження особливостей роботи МГА при використанні його для налаштування ННПС.

Так, **метою даної роботи** є визначення в багатовимірному просторі внутрішніх параметрів МГА області параметрів, в якій можна було б розв'язати задачу налаштування конкретної ННПС; а також визначення підобласті (в знайденій області), яка б характеризувалася відносно високим значенням показників якості розв'язання задачі (час і точність) налаштування.

#### **Розв'язання задачі настроювання ННПС.**

У роботі ГА можна виділити кілька етапів [8], [9]:

- дослідження простору пошуку;
- дослідження околиць локальних екстремумів;
- поліпшення розв'язань в екстремумах.

Логічно припустити, що застосування різних еволюційних операцій буде характеризуватися різним ступенем їхньої ефективності на кожному з етапів. Тому доцільним є управління параметрами алгоритму в процесі його роботи, тобто розробка адаптивного ГА. Як керуючий вплив будемо використовувати коефіцієнти інверсії, схрещування, мутації та варіації, обсяг вибірки. Основою для вироблення керуючого впливу буде інформація про поточний стан ГА (етапи його роботи) і динаміку його роботи, за такі показники можуть виступати наступні:

- максимальне значення ефективності в популяції;
- мінімальне значення ефективності в популяції;
- середнє значення ефективності в популяції;
- середнє значення ефективності  $N$  кращих хромосом;
- швидкість росту ефективностей хромосом;
- ступінь схожості хромосом між собою;
- ступінь охоплення (поточна) простору пошуку;
- інтенсивність охоплення простору пошуку;
- обсяг дослідженого простору пошуку;
- рівномірність охоплення простору пошуку й ін.

Кожна з перелічених вище характеристик має різну складність обчислення і при їхньому використанні може вплинути на характеристики роботи ГА, що необхідно враховувати при вдосконаленні методу.

<sup>4</sup>Оскільки суворою доказ збіжності ГА уявляється досить трудомістким завданням [8], у даному випадку не будемо говорити про збіжність алгоритму, а лише про істотне збільшення часу настроювання.

Проаналізуємо перелічені вище показники, які характеризують різні етапи роботи ГА з точки зору складності їх розрахунку:

- значення мінімальної та максимальної ефективності хромосом не потребує ніяких додаткових розрахунків і обчислюється в самому алгоритмі;
- середнє значення ефективності як популяції, так і групи хромосом потребує мінімальних розрахунків і частково обчислюється в самому алгоритмі;
- похідні показники від максимального, мінімального та середнього значення ефективності – швидкість зміни цих показників – обчислюються як приріст значення цих параметрів на кожному кроці алгоритму і не потребують суттєвих обчислювальних затрат;
- ступінь охоплення простору пошуку обчислюється як відношення кількості точок пошуку до загального обсягу простору пошуку;
- інтенсивність пошуку – приріст (швидкість) зміни ступеня охоплення простору пошуку;
- для визначення ступеня подібності (схожості) хромосом запропонована наступна схема обчислень:

1. Розраховується відстань в евклідовому просторі між всіма хромосомами, результати розрахунку зводяться до матриці  $Z$  (рис. 1), де  $D_{ij}$  – відстань відповідно між  $X_i$  та  $X_j$  хромосомами в  $N$ -вимірному просторі параметрів, які оптимізуються за допомогою ГА. Відстань між хромосомами визначається за формулою:

$$D_{ij} = \sum_{k=1}^M (X_i^k - X_j^k)^2, \tag{3}$$

де  $M$  – кількість локусів (позицій в хромосомі);  $k$  – поточний номер локусу;  $X_i^k$  – значення  $k$ -го локусу в  $i$ -ій хромосомі;  $X_j^k$  – значення  $k$ -го локусу в  $j$ -ій хромосомі.

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	...	$X_N$
$X_1$	-	$D_{12}$	$D_{13}$		$D_{1N}$
$X_2$	$D_{21}$	-	$D_{23}$		$D_{2N}$
$X_3$	$D_{31}$	$D_{32}$	-		$D_{3N}$
...				-	
$X_N$	$D_{N1}$	$D_{N2}$	$D_{N3}$		-

Рис. 1. Матриця  $Z$  (відстані між точками пошуку в евклідовому просторі)

2. Визначення середнього значення околу екстремуму. За умов відсутності апріорної інформації про характер цільової функції це значення визначається експериментально при дослідженні цільової функції на подібних, аналогічних системах.
3. Визначення кількості „сусідніх” хромосом для кожної  $i$ -ої хромосоми ( $N_i$ ), тобто таких хромосом, які знаходяться на відстані, меншій чи рівній середній величині околу екстремумів цільової функції.
4. За відношенням кількості „сусідів” до загальної кількості хромосом за умови незмінності величини „вікна” можна судити про ступінь подібності хромосом та рівномірність охоплення простору пошуку. Коефіцієнт схожості обчислюється за наступною формулою:

$$K_s = \left( \frac{\sum N_i}{N^2} - \frac{1}{N} \right) \cdot \left( 1 + \frac{1}{(N-1)} \right), \tag{4}$$

де  $\sum N_i$  – сумарна кількість всіх „сусідніх” хромосом;  $N$  – загальна кількість хромосом.

$K_s$  змінюється від 0 до 1 при будь-яких значеннях  $N$ . Значення, близьке до 0, характерне для початкового етапу пошуку і є ознакою рівномірного охоплення простору пошуку, значення, близьке до 1, характеризує локалізацію точок пошуку біля локальних екстремумів.

Проведемо дослідження зміни показників, які характеризують поточний стан (етапи роботи) ГА при різних значеннях внутрішніх параметрів самого алгоритму. На рис. 2 наведено частину графіків, побудованих за результатами експерименту по налагодженню ННПС, яка складалась з 256 нейронів із загальною кількістю міжнейронних зв'язків (входів нейронів), рівним 512 (опис системи наведено в [1]).

Проведений аналіз графіків залежностей характеристик етапів ГА дозволив виявити певні закономірності і особливості щодо застосування окремих еволюційних операцій:

- варіація – малоефективна на 1-му і 2-му етапах, але дозволяє поліпшити результати пошуку на 3-му етапі;
- схрещування – на 1-му етапі ефективне схрещування між «далекими родичами», на 2-му – ефективність застосування операції між «далекими» і «близькими родичами»<sup>5</sup> однакова, на 3-му етапі найбільш ефективне схрещування між «близькими родичами»;
- мутація – найбільш ефективна на 1-му етапі, ефективність поступово зменшується до 3-го етапу, на 3-му етапі мутація в чистому вигляді малоефективна;
- обсяг популяції – доцільно скоротити обсяг популяції на останньому етапі;
- макромутації – для вирішення завдання перевиродження вибірки малоефективне, тому що виродження відбувається при відносно високому рівні ефективності, а нові випадково згенеровані хромосоми, як правило, менш ефективні й вони «виживаються» більш ефективними, але виродженими хромосомами.

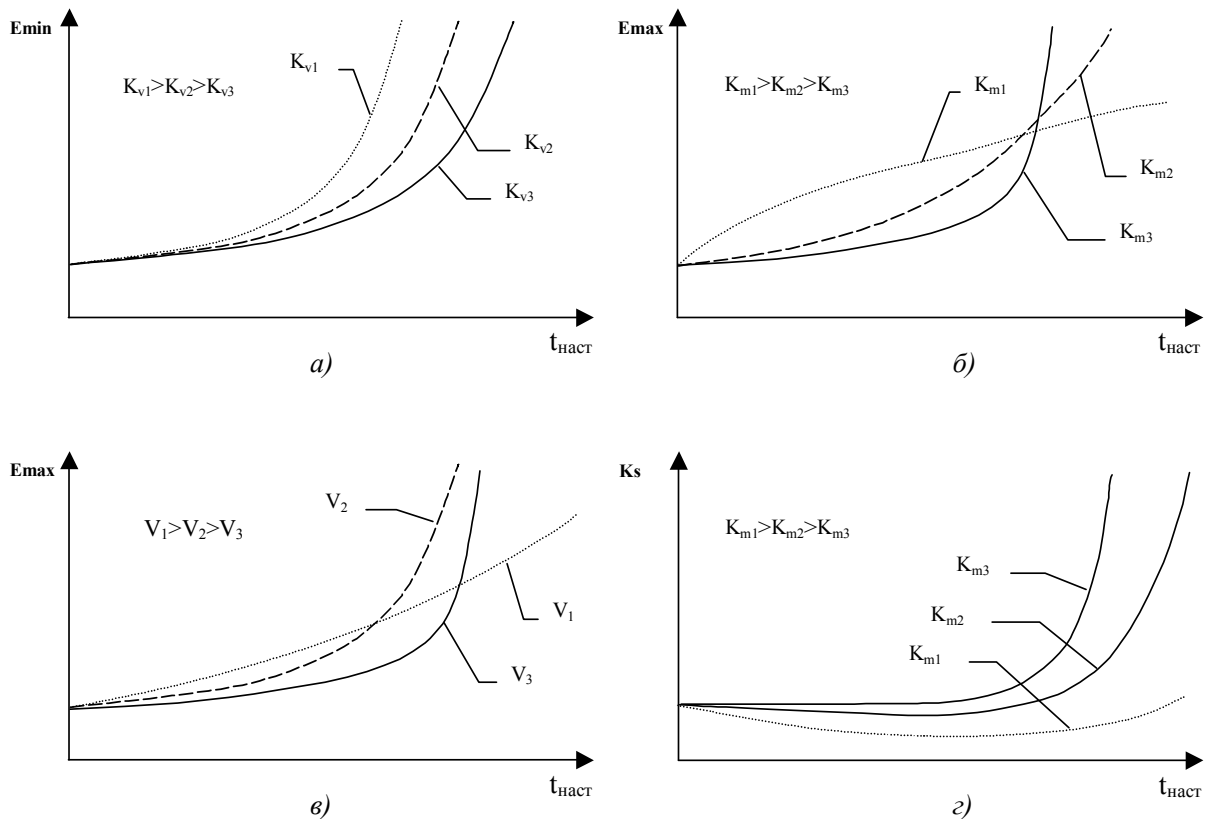


Рис. 2. Результати досліджень: а) – графік зміни мінімальної ефективності хромосом в популяції при настроюванні системи, при різних значеннях коефіцієнта варіації; б) – графік зміни максимальної ефективності хромосом в популяції при настроюванні системи, при різних значеннях коефіцієнта мутації; в) – графік зміни максимальної ефективності хромосом в популяції при настроюванні системи, при різних значеннях обсягу популяції; г) – графік зміни коефіцієнта схожості хромосом в популяції при настроюванні системи, при різних значеннях коефіцієнта мутації

Перелічені особливості, пов’язані з застосуванням різних значень параметрів ГА, легко формалізувати у вигляді нечітких продукційних правил. Далі наведено частину бази знань, яку було використано в алгоритмі:

- Якщо  $K_s$  = „великий” та  $E_{max}$  = „велика”, то  $K_{мут}$  = „малий”,  $K_{вар}$  = „великий”.
- Якщо  $K_s$  = „середній” та  $E_{мін}$  = „мале” та  $E_{max}$  = „середнє”, то  $K_{сxp}$  = „великий з далекими родичами”.
- Якщо  $K_s$  = „максимально можливе” та  $E_{сер}$  = „майже дорівнює  $E_{max}$ ”, то  $N$  = „мінімально можливе”.

...

<sup>5</sup> Терміни «далекі» та «близькі родичі» взято з [9], вони позначають відносну близькість хромосом в евклідовому просторі, близькість визначається за формулою (3).

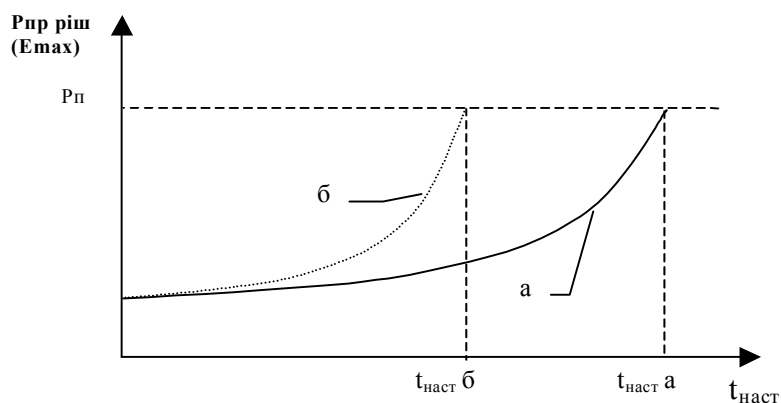


Рис. 3. Динаміка зміни ймовірностей правильних розв'язань, які видає ННПС при її налаштуванні з використанням простого генетичного алгоритму (а) та генетичного алгоритму з адаптацією до етапів пошуку

Застосування генетичного алгоритму з адаптацією до етапів пошуку дозволило зменшити час налаштування ННПС (рис. 3) з  $t_{наст а} = 2402 \pm 124$  с до  $t_{наст б} = 1683 \pm 88$  с при незмінних вимогах за точністю ( $P_n = 99\%$ ).

#### Висновки.

1. Застосування МГА для налаштування ННПС дозволяє розв'язати задачу оптимізації, але додатково потребує налаштування власних (внутрішніх) параметрів ГА для його ефективної роботи.
2. Для розв'язання задачі налаштування ННПС параметри ГА повинні знаходитись в наступних межах:  
коефіцієнт схрещування  $K_c = 0.2-1$  (20–100 %);  
коефіцієнт мутації  $K_m = 0-0.1$  (0–10 %);  
коефіцієнт варіації  $K_v = 0-0.8$  (0–80 %);  
обсяг популяції  $V = 20-100$ .
3. Висока якість роботи ГА забезпечується при використанні адаптації до етапів пошуку, що реалізується за допомогою системи нечітких продукційних правил. Застосування адаптації в ГА дозволяє підвищити якість його роботи зі швидкістю налаштування приблизно на 30 %, за умов дотримання тих же вимог за точністю.

#### ЛІТЕРАТУРА:

1. Герасимов Б.М., Перегуда А.М. Методика формування інтегральних оцінок стану складного технічного об'єкта управління // Вісник ЖДТУ / Технічні науки. – 2005. – № 3 (34). – С. 42–51.
2. 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.
3. Детьарев Ю.И. Методы оптимизации: Учебное пособие для ВУЗов. — М.: Сов.радио, 1980. — 272 с.
4. Поляк Б.Т. Введение в оптимизацию. — М.: Наука. Гл. ред. Физ.-мат. лит., 1983. — 384 с.
5. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. — Винница: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 1999. — 320 с.
6. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев С.Н., Сергеев С.А. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. — Харьков: Основа, 1997. — 212 с.
7. <http://www.neuroproject.ru> <10.02.2005>
8. Витковски Т., Эльзвай С., Антчак А. Исследование переменных и параметров генетического алгоритма для планирования производства // Проблемы управления и информатики. — 2004. — № 1. — С. 136.
9. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. — СПб.: Наука и техника, 2003. — 384 с.: ил.

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

Наукові інтереси:

– інформаційно-інтелектуальне забезпечення складних технічних систем.

Подано 22.09.2005



**Переґуда О.М.** Методика налаштування нечіткої нейропродукційної системи формування інтегральних оцінок стану складного технічного об'єкта управління.

**Переґуда А.М.** Методика настройки нечеткой нейропродукционной системы формирования интегральных оценок состояния сложного технического объекта управления.

**Pereguda A.M.** Procedure of tuning of neuro-production fuzzy systems of formation of integrated estimations of the condition of complex technical control object.

УДК 681.3

**Методика налаштування нечіткої нейропродукційної системи формування інтегральних оцінок стану складного технічного об'єкта управління / Переґуда О.М.**

В статті запропонована методика розв'язання задачі налаштування нечіткої нейропродукційної системи формування інтегральних оцінок стану складного технічного об'єкта. Така задача відноситься до класу NP-повних задач. Методика заснована на використанні адаптивного до етапів пошуку генетичного алгоритму. Адаптація здійснюється з використанням нечіткої бази знань.

УДК 681.3

**Методика настройки нечеткой нейропродукционной системы формирования интегральных оценок состояния сложного технического объекта управления / Переґуда А.М.**

В статье предложена методика решения задачи настройки нечеткой нейропродукционной системы формирования интегральных оценок состояния сложного технического объекта управления. Такая задача относится к классу NP-полных задач. Методика основана на использовании адаптивного к этапам поиска генетического алгоритма. Адаптация осуществляется с использованием нечеткой базы знаний.

УДК 681.3

**Procedure of tuning of neuro-production fuzzy systems of formation of integrated estimations of the condition of complex technical control object / Pereguda A.M.**

In article described technique of the decision of a task of tuning of neuro-production fuzzy systems of formation of integrated estimations of a condition of complex technical control object. Such task concerns to a class of NP-full tasks. The procedure is based on use of genetic algorithm with property of adaptability to stages of search. Adaptation is based on use of fuzzy knowledge base.