

А.А. Златкін, д.т.н., проф.

В.Є. Снитюк, к.т.н., доц.

Черкаський державний технологічний університет

## КОМПОЗИЦІЙНИЙ МЕТОД ЕВОЛЮЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ У ПРОЕКТНИХ ЗАДАЧАХ

Запропоновано композиційний метод для обчислення оптимальних значень вхідних параметрів складних технічних систем. Розроблено синтетичну процедуру прогнозування ефективності системи, що проектується, на базі композиції біокибернетичних методів: нейронних мереж і генетичних алгоритмів, без побудови аналітичних функцій.

### Вступ

Програмований супровід складних технічних систем (СТС) за етапами їхнього життєвого циклу [1] припускає відомими в період наукових досліджень і проектування, крім вхідних характеристик  $X$  і вихідних характеристик  $Y$ , також вектор прикладних задач  $P$ , що будуть виконуватись системою, вектор можливих стратегій управління (розподілу ресурсів)  $S$  і вектор можливих структур  $C$  (рис. 1). Вектор  $S$ , значною мірою, визначається ініціативою керівника і на етапі проектування можливим є лише припущення про склад його компонентів і їхню доцільність. Системи зі змінною структурою в сучасних умовах ринку, що неперервно змінюються, є одним із інструментів здійснення ефективного виробництва.

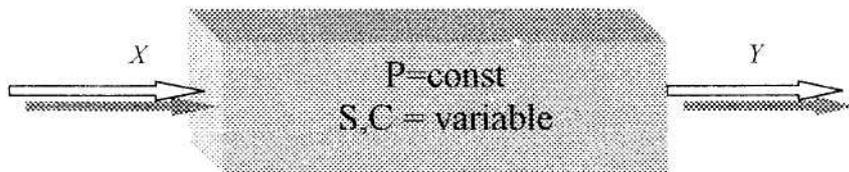


Рис. 1. Аспекти функціонування СТС

На нижньому рівні дерева цілей системної моделі [1] СТС знаходяться вихідні характеристики, одержання потрібних значень яких необхідне для досягнення глобальної мети створюваної системи. Очевидно [2], що кожна характеристика є функцією від  $P$ ,  $S$ ,  $C$  і кількісно оцінюється показником ефективності. Інтегральною оцінкою СТС є критерій ефективності:

$$E = \Phi(Y) = \Phi(\circ\phi(P, C, S)), \quad (1)$$

де  $\phi$  – показники ефективності,  $\circ$  – знак композиції, що вказує на те, що інтегральна функція може бути як сумою чи добутком, так і будь-якою іншою композиційною залежністю.

Припустимо, що існує досвід проектування подібних систем і є статистичні дані про  $l$  прототипів, представлених у вигляді матриці:

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} & \varphi_{11} & \varphi_{12} & \dots & \varphi_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} & \varphi_{21} & \varphi_{22} & \dots & \varphi_{2m} \\ \dots & \dots \\ x_{l1} & x_{l2} & \dots & x_{ln} & \varphi_{l1} & \varphi_{l2} & \dots & \varphi_{lm} \end{pmatrix} \text{чи} \begin{pmatrix} x_{11} & x_{21} & \dots & x_{n1} & E_1 \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{n2} & E_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{l1} & x_{l2} & \dots & x_{ln} & E_l \end{pmatrix}, \quad (2)$$

де  $\varphi_{ij}$  – показник ефективності для  $i$ -ї характеристики  $j$ -го прототипу,  $E_j$  – значення його критерію ефективності,  $n$  – кількість елементів вхідного вектора. Максимальне значення  $E$  досягається на деякому наборі значень компонентів вектора  $X$ . Класичний підхід полягає в знаходженні аналітичної залежності:

$$\bar{\varphi} = \bar{f}(x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ чи } E = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3)$$

і визначення методами диференціального числення максимуму функції  $f$ . Але, якщо матриця початкових даних має перше представлення (3) і  $f$  є вектор-функцією, то досить точний аналітичний вираз одержати неможливо, оскільки значення вхідних параметрів і вихідних характеристик залежні між собою. У другому випадку, якщо залежність (3) нелінійна, то пошук

екстремуму пов'язаний зі значними труднощами, особливо якщо поверхня, задана функцією  $f$ , має багато локальних екстремумів. Вирішити ці проблеми пропонується не аналітичними методами, а за допомогою синтетичного підходу, використовуючи нейронну мережу в композиції з генетичним алгоритмом. Нейронна мережа дасть можливість обчислити значення функції без її аналітичного представлення, а генетичний алгоритм не дозволить зациклитись в локальному екстремумі.

#### Постановка задачі

Припустимо відомими інтервали значень:  $x_1 \in [a_1, b_1]$ ,  $x_2 \in [a_2, b_2]$ , ...,  $x_n \in [a_n, b_n]$ .

При цьому можливі наступні випадки:

1. Відомі закони розподілу вхідних параметрів.
2. Відомі їхні функції належності [3].
3. Для деяких параметрів відомі функції розподілу, для інших – функції належності.
4. Усі значення параметрів рівномірні.

Розглянемо четвертий випадок. Необхідно розв'язати задачу знаходження

$$\max_{(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)} E(*) \quad (5)$$

із заданою точністю  $\varepsilon$ . Те, що розв'язок буде мати таку точність, визначається з нерівності:

$$\min_i |x_i - x_i^*| < \varepsilon, \quad (6)$$

де  $x_i^*$  – точне значення параметра,  $x_i$  – обчислене.

#### Підготовка початкових даних

Для того, щоб синтезувати функцію ефективності (цільову функцію) нейронною мережею, початкові дані необхідно підготувати. Якщо серед значень вхідних параметрів є і позитивні і негативні, то як активаційну функцію [4] краще використовувати гіперболічний тангенс чи сигмоїд зі зміщенням  $-\frac{1}{2}$ , якщо є лише позитивні значення, – то класичний сигмоїд. Початкові дані для адекватної обробки нормуємо. Найбільш оптимальними є наступні вирази:

$$x' = \frac{x^* - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}; \quad x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}; \quad x' = \frac{1}{1 + e^x}, \quad (7)$$

де  $\bar{x}$  і  $\sigma$  – вибіркові середнє і середнє квадратичне відхилення, відповідно. Але кожен з цих виразів має і недоліки. Так, перше перетворення можна використовувати лише в примусенні, що оптимальне значення жодного з параметрів не вийде за межі відрізка  $[x_{\min}, x_{\max}]$ . Для використання другого перетворення необхідно обчислювати додаткові величини і не можна використовувати класичний сигмоїд. У третьому випадку можливе перекошування тенденції зміни нормованих даних у порівнянні з початковими. Вибравши спосіб нормування, необхідно, також, відповідно коректувати і значення помилки.

#### Композиційний метод

На нормованому наборі  $(X, E)$ , використовуючи метод оберненого поширення помилки, без обмеження загальності, попередньо розробивши структуру нейронної мережі, здійснимо її навчання. Генетичний алгоритм [5] припускає розбиття відрізка  $[0, 1]$ , у якому після нормування знаходяться всі дані. Кількість вузлів розбиття  $m$  виберемо таким чином, щоб виконувалась нерівність:  $\frac{1}{m} < \varepsilon'$ , де  $\varepsilon'$  – спеціальним чином нормована помилка. Звідси випливає, що досить взяти  $m = \left\lceil \frac{1}{\varepsilon'} \right\rceil + 1$ . Нормований вектор вхідних даних представимо у вигляді однієї хромосоми довжиною  $n \cdot p$ , де  $p$  – довжина бінарного фрагмента, що кодує один вхідний параметр і визначається із співвідношення:

$$2^p = m \Rightarrow p = \log_2 m. \quad (8)$$

Практично  $p = \lceil \log_2 m \rceil + 1$ . Хромосома має вигляд (при  $p=5$ ):

1011    11001    .....    10110.



Рис. 2. Розбиття відрізка

Необхідно створити початкову популяцію. Очевидно, що в генеральній сукупності  $2^{pn}$  індивідумів (точок). Число це досить велике, тому припустимо потужність вибіркової популяції рівною  $q \ll 2^{pn}$ . Для того, щоб її одержати, генеруємо матрицю  $R = (r_{ij})_{i=1, j=1}^q, n$  випадкових чисел, що мають рівномірний розподіл, з відрізка  $[0, 1]$ . Подамо на вхід навченої мережі по черзі рядки матриці  $R$  і одержимо на виході вектор  $E^i = (E_1^i, E_2^i, \dots, E_q^i)$ . Обчислимо середню ефективність  $\bar{E} = \frac{1}{q} \sum E_i^i$ , розрахуємо елементи вектора  $E_i'' = \frac{E_i^i}{\bar{E}}$ ,  $i = \overline{1, q}$  і його пронормуємо:

$$E_{in}'' = E_i'' / \sum E_i'' \tag{9}$$

Розіб'ємо відрізок  $[0, 1]$  на  $q$  відрізків у такий спосіб (рис. 3):



Рис. 3. Дискретизація відрізка  $[0, 1]$  за ефективністю

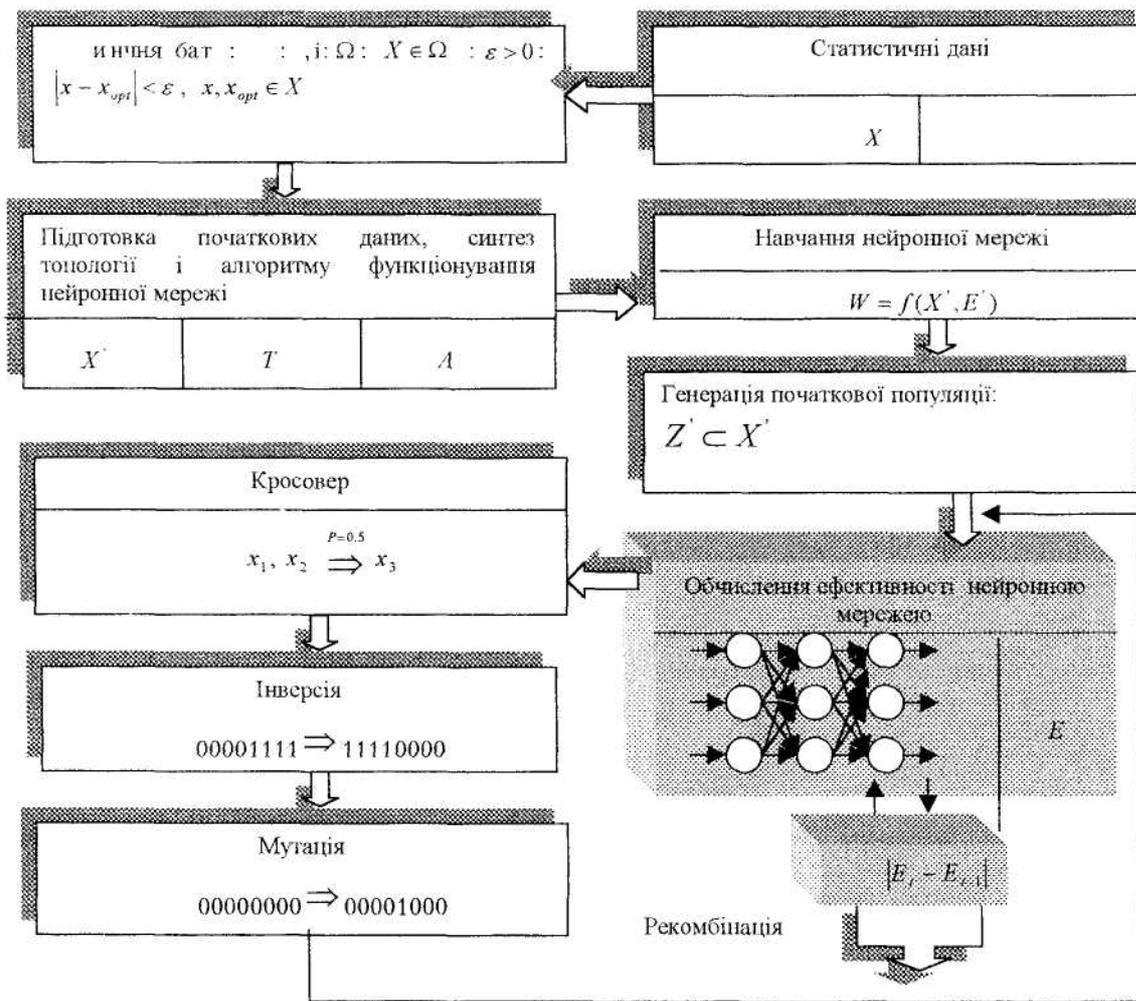


Рис. 4. Структурна схема композиційного методу

Генеруємо знову два випадкових числа  $z_1, z_2 \in [0,1]$ . Якщо  $z_1 \in \left[ \sum_{i=0}^j E_{in}^{\prime\prime}, \sum_{i=0}^{j+1} E_{in}^{\prime\prime} \right]$ ,  $j = \overline{0, q-1}$ , то як першого батька вибираємо  $r_{j+1}$ , попередньо перетвореного до бінарного вигляду у такий спосіб. Якщо  $r_{j+1k} \in \left[ \frac{i}{2^p - 1}, \frac{i+1}{2^p - 1} \right]$ , то  $r'_{j+1k} = i+1$  в десятиричній системі зчислення. Перетворимо  $r'_{j+1k}$ ,  $k = \overline{1, n}$  до бінарного вигляду і сформуємо першу батьківську хромосому. Аналогічно формується і друга хромосома.

Після визначення батьківських генотипів необхідно сформувати генотип нащадка. Для цього задаємо ймовірності  $P_k$  – кроссовера,  $P_i$  – інверсії,  $P_m$  – мутації. Згідно з механізмами природного відбору, будемо вважати, що

$$P_i \ll P_m \ll P_k. \quad (10)$$

З ймовірністю  $P_k$  проведемо кроссовер, далі з ймовірністю 0,5 виберемо одного нащадка і з відповідними ймовірностями здійсимо інверсію і мутацію. Розіграємо випадкове число з множини  $\{0, 1, 2, \dots, q\}$  і індивідуума з таким номером виключимо з матриці  $R$ . На його місце, здійснивши попереднє перетворення пофрагментно до десяткового вигляду, запишемо нащадка. Дану послідовність операцій (рис. 4) проводять доти, поки середня ефективність в одній епісі буде відрізнятися від середньої ефективності в наступній на досить мале число.

#### Висновки

При бінарному кодуванні значень вхідних параметрів неминує виникатися деяка надмірність. Одним із способів її подолання є прирівнювання нулю цільової функції (критерію ефективності) у точках, значення яких перевищують максимально можливі. У статті не розглядалися питання, пов'язані з наявністю іншої апріорної інформації про початкові дані, крім припущення про їхній рівномірний розподіл. Запропонований метод доцільно використовувати і для визначення окремих показників ефективності, що має значні труднощі для класичних аналітичних підходів.

#### ЛІТЕРАТУРА:

1. Тимченко А.А., Родионов А.А. Основы информатики системного проектирования объектов новой техники. – К.: Наук. думка, 1991. – 152 с.
2. Матвеевский С.Ф. Основы системного проектирования комплексов летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1987. – 239 с.
3. Дюбуа Д., Прад А. Теория возможностей. – М.: Радио и связь, 1990. – 286 с.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. – М.: Мир, 1992.
5. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence. – London: Bradford book edition, 1994. – 211 p.

ЗЛАТКІН Артур Анатолійович – доктор технічних наук, професор кафедри комп'ютерних технологій Черкаського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

– оптимізація динамічних процесів і систем.

СНИТЮК Віталій Євгенович – кандидат технічних наук, доцент кафедри комп'ютерних технологій Черкаського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

– проектування складних систем, біокібернетика.