

## ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ОПТИМІЗАЦІЙНИХ ЗАДАЧ В ЕЛЕКТРОТЕХНІЦІ

Н.А. Заєць, В.М. Штепа, кандидати технічних наук

*Досліджено можливість використання генетичних алгоритмів для вирішення задач оптимізації при управлінні електротехнічним комплексом. Як електротехнічний об'єкт, на якому було проведено відповідні дослідження, вибрано електрокоагулятор стічних вод птахівничого комплексу.*

**Гени, хромосоми, генетичний алгоритм, оптимальний розв'язок, область пошуку, час еволюції, фактори, зменшення розмірності.**

Об'єкти досліджень, як правило, є багатопараметричними, тобто характеризуються великим числом змінних, як наслідок – великим простором пошуку, що не дає можливості перебрати всі рішення за "розумний" час. У результаті виникає задача зменшення розмірності вхідних даних так, щоб інформація описувалась меншою кількістю змінних. Це зумовило інтерес щодо застосування генетичних алгоритмів при вирішенні оптимізаційних задач в електротехнічних системах і комплексах.

**Мета досліджень.** Для ефективного функціонування електротехнічного комплексу потрібно розробити сучасну систему автоматичного керування, яка б здійснювала управління, виходячи з постановки оптимізаційної задачі функціонування системи, враховуючи цільову функцію роботи комплексу – ефективне використання енергії.

**Матеріали і методика досліджень.** Особливістю генетичних алгоритмів є те, що вони моделюють природну еволюцію в просторі параметрів, що оптимізуються, а не в просторі параметрів алгоритму пошуку [1]. Задача оптимізації виникає тоді, коли існує набір внутрішніх параметрів  $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , що може приймати безліч різних значень  $x \in D$ , де  $D$  – область пошуку. При цьому вихідні параметри  $\bar{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , що характеризують якісні показники роботи об'єкта є залежними змінними від допустимих рішень  $\bar{x} \in D$ .

Задача оптимізації формулюються як проблема вибору кращого допустимого рішення, що визначається за критерієм оптимальності  $Q$ :

$$Q^* = Q(\bar{x}^*) = \max_{x \in D}(\min)Q(\bar{x})^*, \quad (1)$$

де  $\bar{x}^*$  - оптимальний розв'язок,  $Q^* = Q(\bar{x}^*)$  – найбільше (найменше) значення критерію оптимальності серед всіх його значень в області  $D$ .

Найменшою неподільною одиницею генетичного алгоритму є особа  $a_k^t$ , де  $k$  – номер особи,  $t$ - момент часу процесу еволюції. Оскільки вектор управляючих змінних  $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  це найменша неподільна одиниця, що характеризує в екстремальній задачі однокритеріального пошуку (1) внутрішні параметри на кожному  $t$ -му кроці пошуку оптимального рішення, то як аналог особи  $a_k^t$  приймемо довільний допустимий розв'язок  $\bar{x} \in D$ .

Кожна особа характеризується  $n$  генами, а структуру строки

$$s(\bar{x}) = (s_1, s_2, \dots, s_n) \quad (2)$$

можна вважати хромосомою, що має  $n$  з'єднаних між собою генів, що слідує один за одним в строго визначеній послідовності. Хромосома особи  $a_k^t$  позначається як  $x_k^t$ , тобто

$$x_k^t = x(a_k^t) = (x_1(a_k^t), x_2(a_k^t), \dots, x_n(a_k^t)) = s(\bar{x}) = (s_1, s_2, \dots, s_n). \quad (3)$$

Місце розташування певного гена в хромосомі називається локусом, а альтернативні форми одного і того ж гена, розташовані в однакових локусах хромосоми, називаються алелями, тобто алелі є аналогами множини значень управляючих змінних. В завданні пошуку  $i$ -й локус відповідає  $i$ -й позиції в строковому кодуванні  $s(\bar{x})$ , а вираз  $s(\bar{x}) \in S$  – розв'язку початкової задачі оптимізації  $\bar{x} \in D$ , причому кінцева множина всіх можливих генотипів утворює генофонд, що в задачі пошуку збігається з простором пошуку  $S$ .

Використовуючи критерій оптимальності  $Q$ , можна одержати функцію належності  $\mu(a_k^t)$  особи  $a_k^t$ , причому величина  $\mu(a_k^t)$  прямо пропорційна величині критерію  $Q$ . Отже, мета еволюційного розвитку особин зводиться до визначенню такого генотипа, що належить генофонду  $S$ , який забезпечує найбільшу пристосованість до зовнішнього середовища.

Сукупність особин  $(a_1^t, a_2^t, \dots, a_v^t)$ , що належить області пошуку  $D$ , утворює популяцію  $P^t$ , де  $v$  - число, що характеризує кількість особин, що утворюють популяцію.

У часі популяції  $P^t$  складаються з дискретних, поколінь, що не перекриваються між собою, віддалених у родинному відношенні від загальних предків, тобто кожне наступне покоління  $P^{t+1}$  є сукупністю з

п особин, які відбираються тільки з особин попереднього  $t$ -го покоління. Тобто під еволюцією розуміється чергування поколінь, в процесі якого особи змінюють свої варіабельні ознаки так, щоб кожна наступна популяція забезпечувала більше середнє значення функції належності по популяції  $P^t$ :

$$\mu_{CP}(t) = \frac{1}{v} \sum_{i=1}^v \mu(a_i^t). \quad (4)$$

Сукупність із  $v$  генотипів всіх особин  $(a_1^t, a_2^t, \dots, a_v^t)$ , що утворюють популяцію  $P^t$ , складають хромосомний набір  $(x_1^t, x_2^t, \dots, x_v^t)$ , що містить генетичну інформацію про популяцію  $P^t$  у цілому.

Як вже зазначалося, в процесі еволюції хромосомний набір популяції змінюється, що забезпечується природними механізмами спадковості, мінливості і природного відбору. Метою генетичного пошуку є пошук особини з найбільшою функцією належності. Генетичний алгоритм, моделюючи природні механізми, забезпечує еволюцію популяції від покоління до покоління, а його робота являє собою ітераційний процес, що продовжується доти, поки не виконаються задане число поколінь або будь-який інший критерій зупинки.

Від традиційних методів оптимізації генетичні алгоритми відрізняються тим, що [2]:

- працюють не із значеннями параметрів задачі, а з їх закодованою формою;
- здійснюють пошук рішення не з єдиної вихідної точки, а відштовхуючись від деякої популяції (операції на популяції);
- використовують лише цільову функцію, а не її похідні чи іншу допоміжну інформацію (використання мінімальної інформації про задачу – це непотрібна інформація про поведінку функції);
- застосовують ймовірнісні, а не детерміновані правила вибору (рандомізація операцій);
- генетичні алгоритми можна застосовувати до задач, які раніше розв'язувалися лише повним комбінаторним перебором, або лише за допомогою нейронних мереж, а також до раніше нерозв'язних задач.

Відомо, що генетичні алгоритми застосовуються для вирішення задачі відбору вхідних даних [2], тобто зменшення їх розмірності, що досить актуально при вирішенні задачі оптимізації в електротехнічних системах. Генетичний алгоритм відбору вхідних даних (Genetic Algorithm Input Selection) пакету ST Neural Networks реалізує автоматизований підхід до вибору вагомих вхідних даних. Кожен можливий варіант набору вхідних змінних можна подати у вигляді бітової маски, де нуль у відповідній позиції означає, що вхідна змінна не включена до вхідного набору, а одиниця – що включена. Таким чином, маска являє собою рядок бітів, по одному на кожну можливу вхідну змінну, і генетичний алгоритм оптимізує такий бітовий рядок. Алгоритм оцінює кожний з рядків бітової маски за контрольною похибкою, за значенням якої

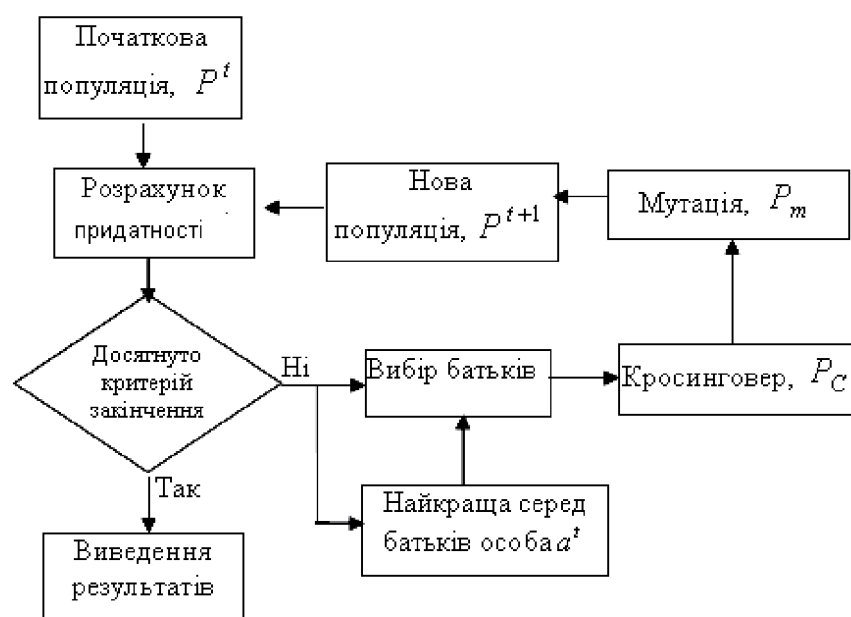
відбувається відбір кращих варіантів, що комбінуються один з одним за допомогою штучних генетичних операцій: схрещування та мутації (випадкових змін окремих бітів).

Складний характер взаємозв'язків факторів, що визначають енергозатратність процесу електрокоагуляційної очистки, створив передумови для застосування статистичних методів розрахунку показників процесу. Завдання моделювання полягає у визначенні найбільш значимих факторів. Якісну характеристику параметрів процесу оцінювали за концентрацією завислих частинок на вході і виході та за витраченою на процес електроенергією.

Технологічно відомо, що на електрокоагуляцію стічних вод птахофабрики в основному впливають такі фактори [3]: густина анодного струму; значення рН вхідної води; швидкість потоку води у міжелектродному просторі; концентрація завислих частинок на вході електротехнологічної установки; концентрація завислих частинок на виході електротехнологічної установки; затрачена електроенергія на цей процес.

Оскільки в поставленій задачі бажано мати якомога менше вхідних змінних, навіть за рахунок деякого збільшення похибки, в алгоритм пропонується включити штраф, що буде додаватися до похибки при появі кожної нової змінної.

При використанні методу головних компонент для зменшення розмірності, виникла проблема в тому, що він може відслідковувати лише лінійні напрями максимальної варіації, тому було вибрано нелінійний підхід до аналізу головних компонент за допомогою асоціативних мереж. Також була вибрана елітна стратегія зміни поколінь, яка відрізняється від звичайної тим, що гарантує збереження на кожному  $t$ -му кроці єдиної найкращої особи (рис. 1).



**Рис. 1. Алгоритм роботи генетичного алгоритму з елітною стратегією зміни поколінь**

Робота алгоритму полягає в такому: вибирається випадковий набір бітів (рядок), що відповідає кожному входу та показує чи враховувати відповідну вхідну змінну, оцінюється ступінь належності (якість отриманого розв'язку). Потім за допомогою штучних генетичних операцій із рядків з більшою функцією належності формується нова популяція і весь процес повторюється та в кінці відбирається кращий екземпляр.

Рівні варіювання факторів при проведенні експерименту вибирались, зважаючи на експериментальні дослідження електрокоагуляції водогінної води та модельного розчину стічних вод птахівничого комплексу [3], технології виробництва та досліджень якості скиду птахофабрик (табл. 1). Для статистичних досліджень характеристик електрокоагуляційної очистки стічних вод птахофабрики (у кислому, перехідному та нейтральному середовищах) значення рН змінювались у діапазоні 3–7 (табл. 2).

### 1. Рівні варіювання факторів при проведенні експериментального дослідження електрокоагуляції стічних вод птахофабрики

Фактор	Позначення	Рівень "-1"	Рівень "0"	Рівень "+1"
$i$ , А/дм.кв	$X_1$	0,1	0,65	1,2
рН	$X_2$	3	5	7
$V$ , м/год	$X_3$	2	4	6
$C$ , г/л	$X_4$	0,5	1,75	3

### 2. Результати факторного експерименту та енергозатратні протікання електрокоагуляції стічних вод птахофабрики

№ п/п експерименту	$i$ , А/дм.кв	рН	$V$ , м/год	$C_{вх}$ , г/л	$C_{вих}$ , мг/л	$P$ , Вт
1	1,2	3	2	0,5	4,54	7,65
2	0,1	7	2	0,5	0,13	0,29
3	0,1	3	6	0,5	13,69	9,75
4	1,2	7	6	0,5	8,18	29,10
5	1,2	3	2	3	25,47	13,31
6	0,1	7	2	3	27,29	4,78
7	0,1	3	6	3	41,86	15,43
8	1,2	7	6	3	44,64	37,59
9	0,65	5	4	1,75	18,97	13,85
10	0,65	7	2	3	27,26	11,15
11	0,1	5	2	0,5	2,78	0,52
12	1,2	5	6	3	43,49	33,29
13	0,1	7	2	1,75	12,11	2,27
14	0,1	5	6	3	43,58	18,37
15	0,65	7	6	0,5	8,72	21,38
16	1,2	3	6	1,75	25,84	24,33
17	1,2	3	4	3	32,88	20,25
18	0,65	3	6	0,5	13,11	14,96

Опрацювання експериментальних даних (пониження розмірності) провели у програмному середовищі Statistica Neural Networks за аналогією встановивши чотири входи та два виходи (див. табл. 2). Головний висновок – всі вхідні параметри, вибрані виходячи з технологічного аналізу процесу електрокоагуляції, значимі стосовно оптимізації простору входів (рис. 2).

	Исчерпывающее оценивание				
	Ошибка	Var1	Var2	Var3	Var4
1.1	0,083979	-	-	-	-
1.2	0,081347	-	-	-	Да
1.3	0,079792	-	-	Да	-
1.4	0,077020	-	-	Да	Да
1.5	0,083928	-	Да	-	-
1.6	0,081395	-	Да	-	Да
1.7	0,079570	-	Да	Да	-
1.8	0,076818	-	Да	Да	Да
1.9	0,081823	Да	-	-	-
1.10	0,079049	Да	-	-	Да
1.11	0,077647	Да	-	Да	-
1.12	0,074715	Да	-	Да	Да
1.13	0,081612	Да	Да	-	-
1.14	0,078933	Да	Да	-	Да
1.15	0,077302	Да	Да	Да	-
1.16	0,074386	Да	Да	Да	Да
Конечный	0,074386	Да	Да	Да	Да

**Рис. 2. Результуючі дані оптимізації простору входів (Statistica Neural Networks)**

При цьому значимість факторів, виходячи з робочої похибки у випадку одиничного використання (змінюється в умовному діапазоні 0-1), така: швидкість потоку води – 0,079792 у.о.; вхідна концентрація завислих частинок – 0,081347 у.о.; густина анодного струму – 0,081823 у.о.; рН вхідної води – 0,083928 у.о.

### Висновки

1. Досліджено можливість використання генетичних алгоритмів для вирішення задач оптимізації при управлінні електротехнічним комплексом, що є досить перспективним напрямом у в розвитку інтелектуальних систем автоматизовано управління.
2. Проведено оцінку вхідних параметрів електрокоагуляційної очистки стічних вод птахівничого комплексу (густина анодного струму, значення рН вхідної води, швидкість потоку води у міжелектродному просторі, концентрація завислих частинок на вході електротехнологічної установки) та доведено їх значимість і необхідність використання у подальших дослідженнях.

### Список літератури

1. Батищев Д.И. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации / Батищев Д.И., Неймарк Е.А., Старостин Н.В. – Нижний Новгород: Нижегородский гос. ун., 2007. – 85 с.
2. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.Н. Петрашев, С.А. Сергеев. – Харьков: Основа, 1997. – 112 с.

3. Очистка растворов от дисперсных примесей методом электрокоагуляции. / М.И. Донченко, О.Г. Срибная, Ф.И. Гончаров, В.Н. Штепа // Вісник Національного техн. ун. "ХПІ". – Харків: НТУ "ХПІ", 2009. – № 22. – С. 57–65.

4. Куропаткин П.В. Оптимальные и адаптивные системы / П.В. Куропаткин. – М.: Высш. шк. 1980. – 288 с.

5. Севастьянов П.В. Многокритериальная идентификация и оптимизация технологических процессов./ П.В. Севастьянов, Н.В. Туманов. – Минск: Наука и техника, 1990. – 224 с.

*Исследована возможность использования генетических алгоритмов для решения задач оптимизации при управлении электротехническим комплексом. Как электротехнический объект выбрали электрокоагулятор сточных вод птицеводческого комплекса.*

***Гены, хромосомы, генетический алгоритм, оптимальное решение, область поиска, время эволюции, факторы, уменьшения размерности.***

*In the article possibility of the use of genetic algorithms is investigational for the decision of tasks of optimization at management an electrical engineering complex. As an electrical engineering object chose the electrocoagulator of effluents of poultry farming complex.*

***Genes, chromosomes, genetic algorithm, optimal decision, search area, time of evolution, factors, reductions to the dimension.***