

к.т.н., доцент, докторант Штовба С.Д., аспірант Козачко О.М.
Вінницький національний технічний університет, Україна

ГЕНЕТИЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ КРАТНОСТЕЙ КОНТРОЛЬНО-ДОРОБЧИХ ОПЕРАЦІЙ В ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСАХ З УРАХУВАННЯМ ДЕФЕКТІВ БАГАТЬОХ ТИПІВ

Анотація

В статті запропоновано швидкий генетичний алгоритм оптимізації кратностей контрольно-добробчих операцій в технологічних процесах з урахуванням дефектів багатьох типів. Запропонований генетичний алгоритм швидко знаходить оптимальні розв'язки за рахунок використання: а) процедури ініціалізації якісної початкової популяції; б) швидкого способу розрахунку показників надійності; в) адаптивної фітнес-функції; г) ефективної схеми селекції.

Вступ

В роботі розглядаються дискретні технологічні процеси (ТП), при виконанні яких одночасно виникають, виявляються та усуваються дефекти різних типів [1]. Якість виконання таких ТП характеризується ймовірністю бездефектного виконання та ймовірностями наявності дефектів різних типів в кінцевому продукті праці, який отримується на виході ТП. Задача оптимізації ТП полягає у визначенні такого варіанту процесу, при виконанні якого забезпечуються необхідні рівні якості продукту при обмежених ресурсах на його виконання [1]. Одним із прикладів таких задач є задача оптимального вибору кратностей контрольно-добробчих операцій в ТП. Розв'язання цієї задачі оптимізації розглядається в даній статті.

Задача оптимізації кратностей контролів відноситься до класу цілочисельного нелінійного програмування. На першій погляд ця задача може бути розв'язана відомими методами математичного програмування. Але врахування багатьох типів дефектів збільшує розмірність задачі, тому застосування класичних методів математичного програмування стає недоцільним. Нами пропонується задачу оптимізації ТП розв'язувати генетичними алгоритмами [2], які дозволяють знайти розв'язки близькі до глобального оптимуму. Крім того застосування генетичних алгоритмів не вимагають високої математичної підготовки дослідників. Принципова відмінність генетичних алгоритмів від класичних методів оптимізації полягає в тому, що вони не використовують градієнт при виборі напрямку пошуку оптимуму, а базуються на операціях схрещування, мутації і селекції.

Перша спроба використання генетичних алгоритмів для вирішення задачі оптимізації кратностей контролів ТП запропонована в [3]. В тій роботі задача вибору кратностей контролів розв'язувалась традиційним генетичним алгоритмом, який знаходив оптимальний розв'язок, але за значний час. В цій роботі ми пропонуємо покращений генетичний алгоритм, який швидко оптимізує за рахунок: процедури ініціалізації якісної початкової популяції; швидкого способу розрахунку показників надійності; адаптивної фітнес-функції та ефективної схеми селекції.

1. Постановка задачі

Введемо такі позначення:

m - кількість різних типів дефектів;

n - кількість робочих технологічних операцій в ТП;

$x_i \in \{0, 1, 2, \dots\}$ - кількість контрольно-добробчих операцій після i -ої робочої операції $i = \overline{1, n}$;

$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ - вектор керованих змінних, який ототожнюється з структурою ТП;

$p^1(\mathbf{X})$ - ймовірність бездефектного виконання ТП, який задано вектором \mathbf{X} ;

$p_j^0(\mathbf{X})$ - ймовірність наявності дефекту j -го типу на виході ТП, який задано вектором \mathbf{X} ;

$C(\mathbf{X})$ - вартість виконання ТП, який задано вектором \mathbf{X} .

Згідно [4], задача оптимізації ТП полягає у знаходженні такого вектора \mathbf{X} , для якого:

$$C(\mathbf{X}) \leq C^* \text{ та } p_j^0(\mathbf{X}) \leq q_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad \left. \begin{array}{l} p^1(\mathbf{X}) \rightarrow \max \\ C(\mathbf{X}) \leq C^* \text{ та } p_j^0(\mathbf{X}) \leq q_j, \quad j = \overline{1, m} \end{array} \right\} \quad (1)$$

де q_j - максимально допустима ймовірність наявності дефекту j -го типу на виході ТП;

C^* - максимально допустима вартість виконання ТП.

2. Моделі надійності багатовимірних ТП

Показники надійності робочої операції та операції доробки задамо такими матрицями [1]:

$$\mathbf{P}_A = \begin{pmatrix} p_A^1 & p_A^0 & \dots & p_A^m \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{P}_U = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ v_U^1 & v_U^0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_U^m & 0 & \dots & v_U^0 \end{pmatrix},$$

де p_A^1 - ймовірність бездефектного виконання робочої операції A ;

p_A^0 - ймовірність внесення дефекту j -го типу під час виконання робочої операції A , $j = \overline{1, m}$,

причому $p_A^1 + \sum_{j=1}^m p_A^0 = 1$;

$v_U^1(v_U^0)$ - ймовірність усунення (не усунення) дефектів j -го типу при виконанні операції доробки U , $j = \overline{1, m}$, причому $v_U^1 + v_U^0 = 1$.

Ймовірності помилок 1-го та 2-го роду при виконанні контролю ω задамо такими двома матрицями [1]:

$$\mathbf{K}_\omega^1 = \begin{pmatrix} k_\omega^{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & k_\omega^{01_1} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & k_\omega^{01_m} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{K}_\omega^0 = \begin{pmatrix} k_\omega^{10} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & k_\omega^{00_1} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & k_\omega^{00_m} \end{pmatrix},$$

де $k_\omega^{11}(k_\omega^{10})$ - ймовірність того, що відсутність дефектів ідентифіковано правильно (неправильно), причому $k_\omega^{11} + k_\omega^{10} = 1$;

$k_\omega^{01_j}(k_\omega^{00_j})$ - ймовірність пропуску (знаходження) дефектів j -го типу при контролі ω , причому $k_\omega^{01_j} + k_\omega^{00_j} = 1$, $j = \overline{1, m}$.

Вартість виконання робочої операції A , контролю ω та доробки U позначимо через c_A , c_ω та c_U , відповідно.

Будемо застосовувати модель робочої операції з x -кратним контролем і доробкою. Ця операція визначається таким чином [1]: робоча операція з x -кратним контролем і доробкою представляє собою робочу операцію A , після якої x раз виконується контроль ω і доробка U (якщо виявлені дефекти). Показники надійності робочої операції з x -кратним контролем і доробкою розраховуються за такою ітеративною схемою:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{P}_A^{<x>} &= \mathbf{P}_A^{<x-1>} \cdot (\mathbf{K}_\omega^1 + \mathbf{K}_\omega^0 \cdot \mathbf{P}_U) \\ \mathbf{P}_A^{<0>} &= \mathbf{P}_A \end{aligned} \right\}, \quad (2)$$

$$\left. \begin{aligned} c_A^{<x>} &= c_A^{<x-1>} + c_\omega + \sigma^{<x>} \cdot c_U \\ c_A^{<0>} &= c_A \end{aligned} \right\}, \quad (3)$$

де $\sigma^{<x>} = \sum_{j=1}^m (k_\omega^{01_j} p_A^{<x-1>} + k_\omega^{00_j} p_A^{0_j, <x-1>})$ - ймовірність переходу на доробку U після x -кратного контролю.

Після нескладних перетворень (2) і (3) отримуємо такі співвідношення показників надійності:

$$\mathbf{P}_{A_i}(x_i) = \mathbf{P}_{A_i} \cdot (\mathbf{K}_{\omega_i}^1 + \mathbf{K}_{\omega_i}^0 \cdot \mathbf{P}_{U_i})^{x_i}, \quad (4)$$

$$c_{A_i}(x_i) = c_{A_i} + x_i \cdot c_{\omega_i} + c_{U_i} \cdot \sum_{j=1}^m (p_{A_i}^{0_j} \cdot (1 - (k_{\omega_i}^{01_j})^{x_i})). \quad (5)$$

Показники надійності ТП, заданого вектором \mathbf{X} , розраховуються за такими формулами:

$$\mathbf{P}(\mathbf{X}) = \prod_{i=1, n} \mathbf{P}_{A_i}(x_i), \quad C(\mathbf{X}) = \sum_{i=1, n} c_{A_i}(x_i). \quad (6)$$

3. Основні ідеї генетичних алгоритмів

Генетичний алгоритм представляє собою стохастичний метод оптимізації, що базується на механізмах еволюційного відбору, які відбуваються в природі [2]. Основу генетичних алгоритмів складають поняття хромосома, ген та популяція. В класичній теорії оптимізації цим поняттям відповідають вектор керованих змінних, керована змінна та множина розв'язків. Основними операціями генетичних алгоритмів є схрещування, мутації та селекції. Схрещування представляє собою операцію,

що виконється над двома батьківськими хромосомами, в результаті якої отримуються дві хромосоми-нащадки, що успадковують частину генів від кожної батьківської хромосоми. Мутація представляє собою випадкову зміну гена. Селекція – це вибір у нову популяцію найкращих хромосом згідно до значень фітнес-функції.

Оптимізація генетичними алгоритмами складається з послідовного виконання таких кроків:

- 1⁰. Виконати генетичне кодування варіантів розв'язків.
- 2⁰. Згенерувати початкову популяцію.
- 3⁰. Вибрати випадковим чином батьків для виконання операції схрещування.
- 4⁰. Вибрати випадковим чином хромосому для виконання операції мутації.
- 5⁰. Обчислити значення фітнес-функції нових хромосом.
- 6⁰. Визначити найкращий розв'язок.
- 7⁰. Провести селекцію.
- 8⁰. Повторити кроки 3⁰-6⁰ необхідну кількість раз.
- 9⁰. Декодувати розв'язок.

4. Генетичний алгоритм

Для прискорення роботи генетичного алгоритму з роботи [3] ми пропонуємо: спеціальну процедуру ініціалізації початкової популяції; швидкий спосіб розрахунку показників надійності ТП; спеціальну адаптивну фітнес-функцію; ефективну схему селекції. Нижче розглядаються компоненти розробленого швидкого генетичного алгоритму оптимізації ТП.

4.1 Генетичне кодування розв'язків

Варіанти ТП закодуємо хромосомою з n генів: $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, де кожен ген відповідає одній керованій змінній задачі оптимізації (1).

4.2 Генерація початкової популяції

Процедура ініціалізації, що пропонується нижче, дозволяє згенерувати популяцію хромосом, які знаходяться в області допустимих розв'язків або в її околі. Значення x_i генерується як випадкове ціле

число з діапазону $[\underline{x}_i, \bar{x}_i \cdot \gamma_i^{\varepsilon_i}]$, де $\underline{x}_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists j: p_{A_i}^{0_j} > q_j \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$ - нижня межа кратності контролю, \bar{x}_i -

апріорно визначена верхня межа кратності контролю, ε_i - випадкове число з діапазону $[0, 1]$, γ_i - градієнт контролю, що вказує на відносну ефективність в встановленні контролю ω_i та доробки U_i після операції A_i . Градієнт розраховується так [4]:

$$\gamma_i = \frac{P(\mathbf{X}, x_i = 1) - P(\mathbf{X}, x_i = 0)}{C(\mathbf{X}, x_i = 1) - C(\mathbf{X}, x_i = 0)}, \quad (7)$$

де чисельник відповідає приросту надійнісних характеристик при введенні контролю після робочої операції A_i , а чисельник приросту вартості ТП.

4.3 Схрещування і мутація

Використовується звичайна операція схрещування з однієї точкою розтину та одногоена мутація [2]. Після мутації значення гену x_i не повинно бути нижче за \underline{x}_i .

4.4 Фітнес-функція

Нами пропонується така адаптивна фітнес-функція:

$$F(\mathbf{X}) = \begin{cases} p^1(\mathbf{X}), & \text{якщо } \mathbf{X} \text{ допустимий розв'язок} \\ p^1(\mathbf{X}) \cdot (1 - D(\mathbf{X})), & \text{інакше} \end{cases} \quad (8)$$

де $D(\mathbf{X}) = \frac{\max\left(0, \frac{C(\mathbf{X}) - C^*}{C^*}\right) + \sum_{j=1}^m \left(\frac{\Delta b_j(\mathbf{X})}{\Delta b_j^{\max}}\right)^\alpha}{m+1}$ - штрафна функція, яка враховує порушення хромосомою

\mathbf{X} обмежень задачі оптимізації (1);

$\alpha > 0$ - коефіцієнт, що визначає вагомість штрафів за порушення обмежень по надійності (q_1, q_2, \dots, q_m) ;

$\Delta b_j(\mathbf{X}) = \max(0, p_j^0(\mathbf{X}) - q_j)$ - величина порушення хромосомою \mathbf{X} j -го обмеження, $j = \overline{1, m}$;

$$\Delta b_j^{\max} = \max_{p=1, \text{pop_size}} (\Delta b_j(\mathbf{X}))$$
 - якість поточної популяції, яка визначається максимальними

порушеннями обмежень.

Для фітнес-функції (8) штрафи за одні і ті самі порушення обмежень при різних популяціях хромосом неоднакові. Ці штрафи адаптуються під якість популяції таким чином, щоб при селекції дистанціювалися погані розв'язки від добрих.

4.5 Обчислення показників надійності

Профілювання генетичного алгоритму показало, що значний час витрачається на обчислення показників надійності ТП за формулами (4) та (5). Щоб прискорити обчислення цих показників ми наперед розраховуємо і зберігаємо в пам'яті величини $P_{A_i}(x_i)$ та $c_{A_i}(x_i)$ для всіх можливих значень x_i , $i = \overline{1, n}$. Під час оптимізації, обчислення показників надійності ТП здійснюється за формулою (6) для відповідних, наперед розрахованих значень $P_{A_i}(x_i)$ та $c_{A_i}(x_i)$.

4.6. Селекція

В роботі досліджується три типа селекцій: 1) колесо-рулетки з елітною стратегією на всій популяції; 2) колесо-рулетки з елітною стратегією на урізаній популяції; 3) турнірна селекція. Перший тип селекції відбувається за такою схемою: обрати еліту – хромосому з максимальною фітнес-функцією і хромосому з максимальною фітнес-функцією, що задовольняє обмеженням задачі (1), після цього в нову популяцію обрати решту хромосом через колесо-рулетки [2]. В другому типі селекції до відбору допускається тільки певна частка кращих хромосом [5]. Після урізання популяції механізм селекції відбувається як колесо-рулетки з елітною стратегією. В третьому типі селекції нова популяція формується в результаті pop_size турнірів серед певної кількості випадково обраних хромосом. Переможці турнірів визначаються по найбільшому значенню фітнес-функції [5].

5 Комп'ютерні експерименти

Генетичний алгоритм був протестований на двох множинах задач: В_4_1 та В_4_2. Умови задач доступні за адресою www.ksu.vstu.vinnica.ua/shtovba/benchmark. В кожній множині задач розглядаються ТП з 4 різними типами дефектів ($m=4$) з кількістю робочих операцій $n=20, 40, 60, 80, 100, 120$. Для задач В_4_1 існує один важливий тип дефекту, допустима ймовірність появи якого на виході ТП є дуже низькою. Для задач В_4_2 всі типи дефектів мають приблизно однакову важливість. Результати оптимального вибору кратностей контрольно-добробчих операцій зведені в таблицю. Як альтернативний метод оптимізації, ми використовували пожадливий алгоритм [4]. Пожадливий алгоритм має дві ітеративні ділянки. На першій ділянці послідовно нарощуються кратності контрольно-добробчих операцій з максимальними градієнтами. Друга ділянка починається, коли $C(\mathbf{X}) > C^*$. На цій ділянці алгоритм оптимізації намагається повернути розв'язок задачі в допустиму область.

Таблиця – Ймовірності $p^1(\mathbf{X})$ для розв'язків тестових задач
(жирним шрифтом виділені недопустимі розв'язки)

Розмірність (n)	Задача В_4_1		Задача В_4_2	
	Генетичний алгоритм	Пожадливий алгоритм	Генетичний алгоритм	Пожадливий алгоритм
20	0.9693	0.9652	0.9546	0.9539
40	0.9425	0.9423	0.9238	0.9223
60	0.9309	0.9254	0.9040	0.9037
80	0.8697	0.8689	0.8649	0.8642
100	0.8548	0.8524	0.8372	0.8363
120	0.8482	0.8479	0.8091	0.8068

Генетичний алгоритм забезпечує знаходження кращих розв'язків ніж пожадливий алгоритм, особливо для задач В_4_1. На рис. 1 та рис. 2 зображено як знайдені розв'язки задовольняють обмеженням задачі оптимізації (1). На цих рисунках всім ординат відповідає такий відносний показник:

$$\text{для } C(\mathbf{X}): \psi(\mathbf{X}) = \frac{C^* - C(\mathbf{X})}{C^*} \cdot 100\%;$$

$$\text{для } p_j^0(\mathbf{X}): \psi(\mathbf{X}) = \frac{q_j - p_j^0(\mathbf{X})}{q_j} \cdot 100\%, j = \overline{1, m}.$$

Від'ємне значення $\psi(\mathbf{X})$ свідчить, що розв'язок \mathbf{X} не задовольняє обмеження. Розв'язки, що не

задовольняють обмеженням знайдені пожадливым алгоритмом для тестових задач В_4_1 при $n=20, 60, 100$.

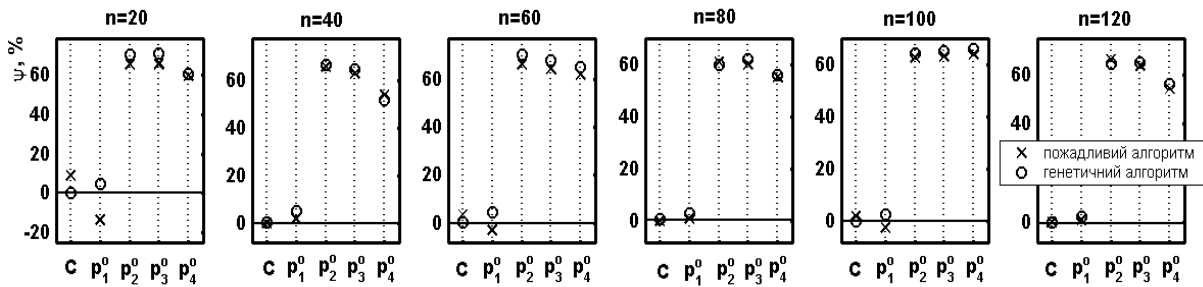


Рисунок 1 – Задовільнення оптимальними розв'язками обмежень задач В_4_1

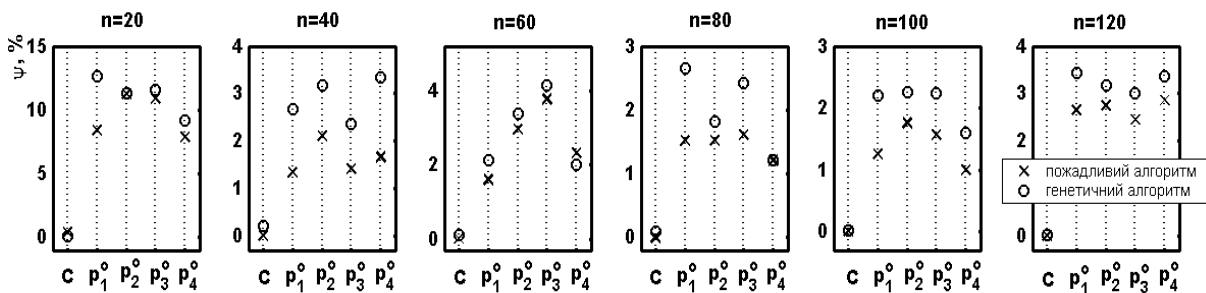


Рисунок 2 – Задовільнення оптимальними розв'язками обмежень задач В_4_2

На рис. 3, рис. 4 та рис. 5 порівнюються середні динаміки генетичних алгоритмів з різними стратегіями селекції. Всі схеми селекції були протестовані на 5 різних початкових популяціях. Для кожної початкової популяції генетичний алгоритм запускався 25 раз. На рис. 3 зображена динаміка оптимізації при різних порогах τ відсікаючої селекції. Параметр τ показує процент хромосом, які відсікаються до застосування колеса-рулетки. Задовільні результати досягаються при $\tau \in [40, 50]$ %. На рис. 4 зображена динаміка оптимізації при різній кількості t учасників змагань турнірної селекції. Добрі результати досягаються при $t=4 \div 6$. Рис. 5 свідчить, що селекція за колесом-рулетки має найгіршу динаміку. Динаміки відсікаючої селекції і турнірної селекції співставленні, але генетичний алгоритм з турнірною селекцією знаходить оптимум швидше.

На рис. 6 порівнюються час оптимізації генетичними та пожадливым алгоритмами для задач В_4_1 та В_4_2. Оптимізація пожадливым алгоритмом проводилася з використанням швидких процедур обчислення градієнту та розрахунку показників надійності ТП. Час оптимізації генетичними алгоритмами розраховувався як середнє значення 100 обчислювальних експериментів. З рис. 6 видно, що для задач великої розмірності генетичні алгоритми знаходять розв'язки навіть швидше, ніж пожадливі. Причому, найшвидше оптимальний розв'язок знаходить генетичний алгоритм з турнірною селекцією.

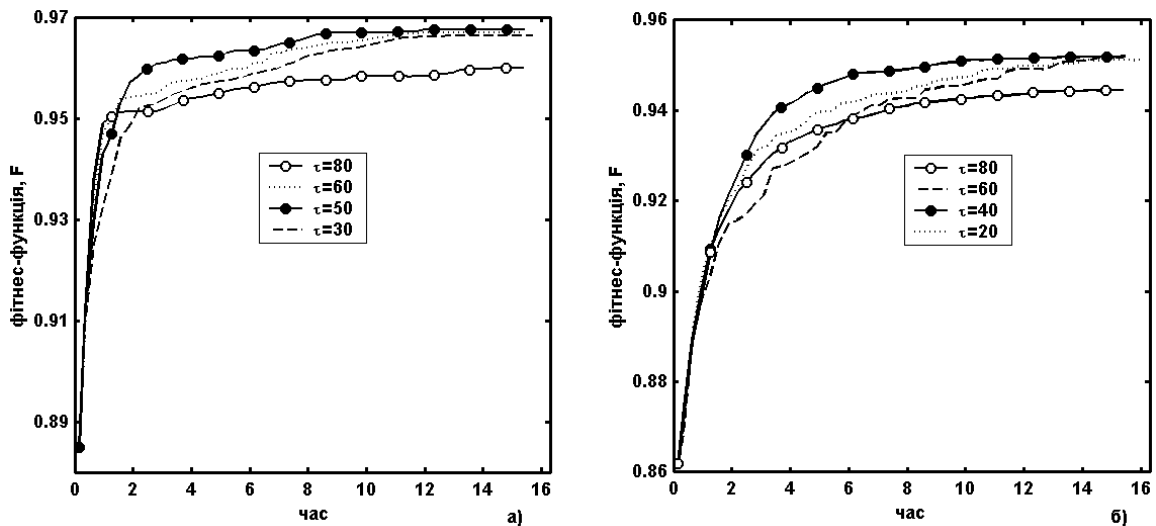


Рисунок 3 – Середня динаміка генетичного алгоритму з відсікаючою селекцією:
а) для задач В_4_1 при $n=20$; б) для задач В_4_2 при $n=20$

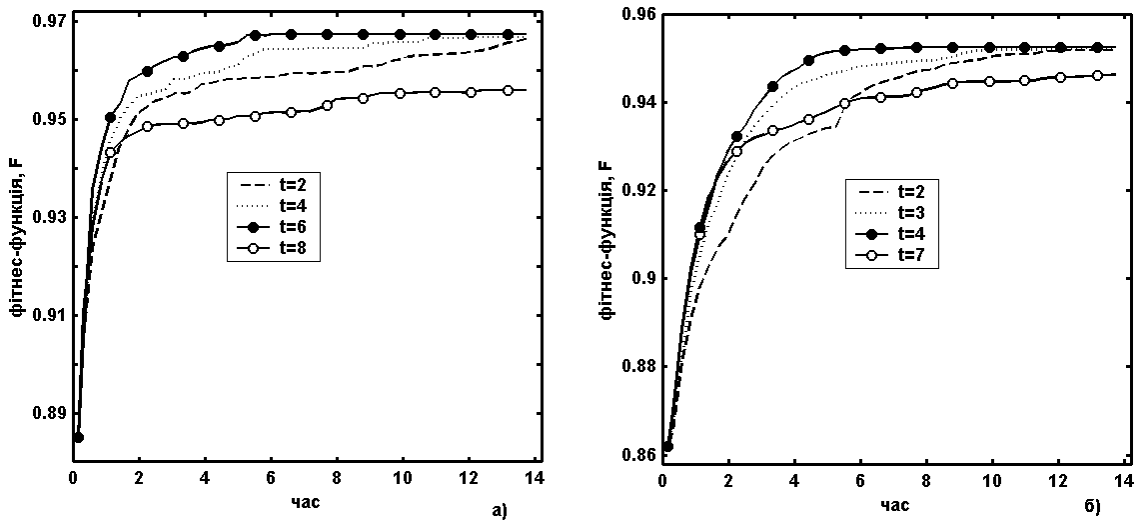


Рисунок 4 – Середня динаміка генетичного алгоритму з турнірною селекцією
а) для задач B_4_1 при $n=20$; б) для задач B_4_2 при $n=20$

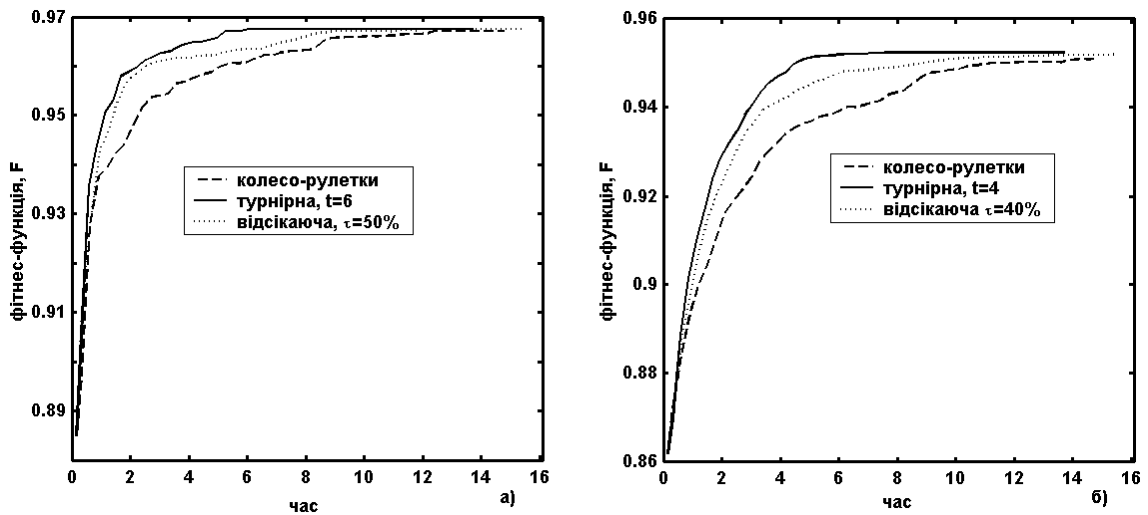


Рисунок 5 – Середня динаміка генетичного алгоритму з різними стратегіями селекції
а) для задач B_4_1 при $n=20$; б) для задач B_4_2 при $n=20$

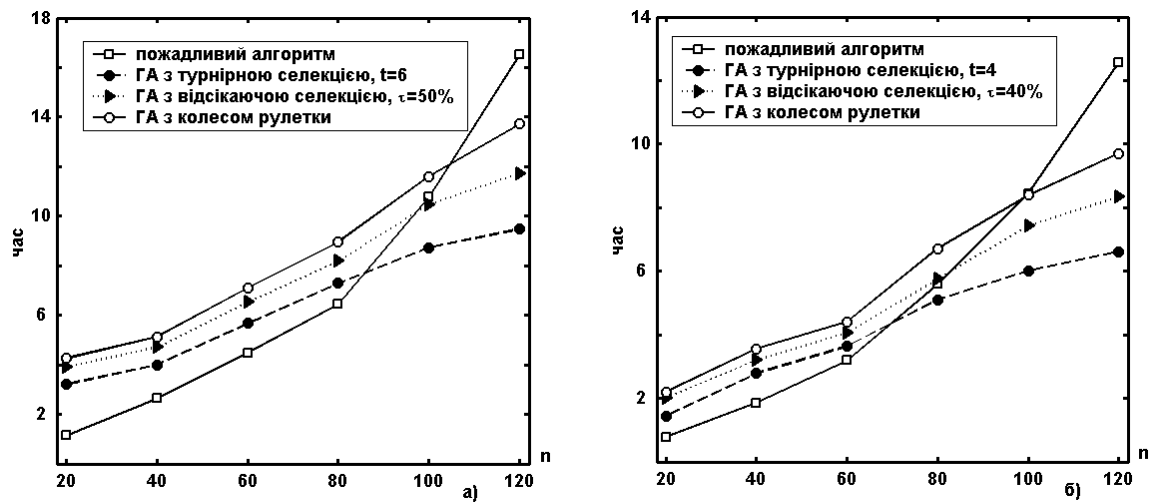


Рисунок 6 – Середній час розв'язання пожадливим алгоритмом та генетичними алгоритмами з різними схемами селекції: а) для задач B_4_1; б) для задач B_4_2

Висновки

В роботі запропоновано швидкий генетичний алгоритм оптимізації вибору кратностей контрольно-добробчих операцій в ТП з урахуванням багатьох типів дефектів. Швидке знаходження оптимальних розв'язків досягається за рахунок використання: а) процедури ініціалізації доброї початкової популяції; б) швидкого способу розрахунку показників надійності; в) адаптивної фітнес-функції; г) вибору ефективної схеми турнірної селекції. Комп'ютерні експерименти свідчать, що генетичні алгоритми знаходять кращі розв'язки, причому для задач великої розмірності вони оптимізують навіть швидше ніж пошадливий. Запропонована схема генетичного алгоритму може бути корисною для вирішення складних задач оптимізації в проектуванні надійнісних алгоритмів, розстановки контрольних точок в ТП, діагностики дефектів в складних системах та в інших областях.

Література

1. Ротштейн А.П., Кузнецов П.Д. Проектирование бездефектных человеко-машинных технологий. К.: Техніка, 1992.- 180с.
2. Gen M., Cheng R Genetic Algorithms and Engineering Design. John Wiley & Sons. 1997. – 352p.
3. Ротштейн О.П., Штовба С.Д. Оптимізація багатовимірних технологічних процесів генетичними алгоритмами // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах.- 1999.- №2.- С.7-13.
4. Ротштейн О.П., Штовба С.Д., Дубіненко С.Б., Козачко О.М. Евристична оптимізація розстановки контрольних точок в технологічних процесах при багатовимірному просторі типів дефектів // Вісник Вінницького політехнічного інституту. - 2004.- №1.- С.54-62.
4. Blicke T., Thiele L. A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithms. TIK-Report. Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, 1995. – 65p.

Стаття надійшла 15.10.04

Штовба Сергій Дмитрович,

к.т.н., доцент

докторант кафедри комп'ютерних систем управління,
Вінницький національний технічний університет,
Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, 21021

Наукові інтереси: нечітка логіка, генетичні алгоритми, управління якістю, надійність складних систем
Тел. (0432)-440430, 440222, 519533.

Ел. пошта: shtovba@ksu.vinnica.ua shtovba@svitonline.com

Козачко Олексій Миколайович,

аспірант кафедри комп'ютерних систем управління,
Вінницький національний технічний університет,
Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, 21021

Наукові інтереси: нечітка логіка, генетичні алгоритми, управління якістю, надійність складних систем
Тел. (0432)- 440222, 538466.

Ел. пошта: okozachko@yahoo.com

С.Д. Штовба, А.Н. Козачко Генетический алгоритм для оптимизации контроля в многомерных технологических процессах

В статье предлагается быстрый генетический алгоритм оптимизации кратностей контрольно-доработочных операций в технологических процессах, учитывающие дефекты различных типов. Предлагаемый генетический алгоритм находит оптимальные решения очень быстро за счет использования: а) процедуры инициализации хорошей исходной популяции; б) быстрого способа расчета показателей надежности технологического процесса; в) адаптивной фитнес-функции; г) эффективной схемы селекции.

S.D. Shtovba, O.M. Kozachko Genetic algorithm for the multiplicity optimizing of cheking-retrofit procedures in technological processes into account defects of diverse types

In paper a fast genetic algorithm the multiplicity optimizing of cheking-retrofit procedures in technological processes into account defects of diverse types is proposed. The acceleration of the genetic algorithm is achieved through a) a smart procedure for the generation of a high-quality initial population, b) a fast algorithm-calculation of reliability figures of the whole technological processes, c) a specific adaptive fitness function proposed, d) a effective selection scheme.