

Ольга Рибак

кандидат технічних наук, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та дизайну
Національний університет «Одеська політехніка» (Одеса, Україна)

E-mail: olga.vol.rybak@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0250-3037>

SCOPUS Author ID: [57208656221](https://orcid.org/57208656221)

**ЗАСТОСУВАННЯ ЕВОЛЮЦІЙНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ
ДЛЯ ВИБОРУ РЕЖИМІВ ШЛІФУВАННЯ**

У статті розглянуто задачу визначення режимів шліфування за допомогою еволюційних методів оптимізації. З метою запобігання передчасній збіжності алгоритму важливо забезпечити поступову концентрацію набору розв'язків у напрямку області глобального екстремуму. Для цього параметри алгоритму мають бути налаштовані таким чином, щоб забезпечити покращення середньої пристосованості популяції на основі отриманих рішень та одночасний пошук нових рішень в області допустимих розв'язків. Результати оптимізації технологічного процесу шліфування за допомогою представленого еволюційного алгоритму, класичного генетичного алгоритму, методу мурашиної колонії, методу рою часток та методу розсіювання виявили перевагу запропонованого підходу з погляду швидкості збіжності при незмінній надійності для всіх алгоритмів.

Ключові слова: еволюційні методи; оптимізація; параметри шліфування; генетичний алгоритм; швидкість збіжності.

Рис.: 6. Бібл.: 18.

Актуальність теми дослідження. При розробці системи автоматизованого проектування технологічного процесу шліфування постає задача вибору оптимальних параметрів обробки, що забезпечують найкраще значення цільової функції та виконання комплексу граничних і обмежувальних умов, покликаних забезпечити необхідну якість поверхні. Оскільки залежно від особливостей конкретного технологічного процесу, таких цільових функцій може бути декілька, задача перетворюватиметься на багатокритеріальну оптимізацію, а самі критерії оптимальності, такі як продуктивність, можуть бути нелінійними. Вирішення цієї задачі за допомогою традиційних методів математичного програмування та чисельних методів зазвичай виявляється недостатньо ефективним, а тому впродовж останніх років розвиваються та набувають дедалі більшої поширеності еволюційні методи визначення оптимальних режимів технологічного процесу обробки.

Постановка проблеми. Одним з основних еволюційних методів пошуку оптимальних значень параметрів багатокритеріальної задачі є генетичні алгоритми. Перевага класичного генетичного алгоритму полягає у його швидкій збіжності. Але швидка збіжність може стати важливим недоліком у випадку збіжності до локального екстремуму, адже тоді не вдається знайти значення оптимальних параметрів для глобального екстремуму. Крім того, перешкодити правильному визначенню режимів обробки можуть загальний низький рівень пристосованості отриманих розв'язків та значні коливання середніх значень пристосованості у послідовності поколінь. Саме тому постає питання адаптації еволюційних методів для задачі вибору режиму шліфування з урахуванням особливостей цього технологічного процесу та засобів запобігання можливим ускладненням під час розв'язку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Серед робіт, присвячених дослідженню питання визначення оптимального режиму шліфування, пропонуються різні способи розв'язку поставленої задачі та наводяться їхні особливості.

У роботі [1] формулювання та вирішення задачі вибору параметрів обробки розглянуто з погляду квадратичного програмування. У ролі змінних обрано швидкість шліфувального круга, швидкість подачі та параметри правки, а цільові функції включають загальну вартість та продуктивність процесу, а також шорсткість обробленої поверхні.

У роботі [2] представлено пошук множини Парето оптимальних розв'язків задачі шліфування за допомогою багатокритеріального еволюційного алгоритму. Отримані результати виявилися кращими в порівнянні з іншими методами.

У роботі [3] зроблено спробу адаптації генетичного алгоритму для оптимізації процесу шліфування на основі математичної моделі, представлені в роботі [1]. Попри низку переваг, у цього методу існує висока ймовірність збіжності до локального екстремуму, що перешкоджає розв'язку цієї задачі.

Автори роботи [4] виконали пошук оптимальних значень параметрів шліфування за допомогою алгоритму оптимізації мурашиної колонії, що ґрунтується на моделюванні руху мурах, розміщених у вершинах уявного графа, з певною ймовірністю вибору того чи іншого маршруту. Результат роботи алгоритму для даної задачі виявився достатньо ефективним.

Роботи [5-7] присвячені дослідженню впливу параметрів шліфування на якість обробленої поверхні на основі методу Тагучі. Метод Тагучі є дієвим статистичним інструментом оптимізації технологічних процесів, який набув значної поширеності при проектуванні виробничих систем та контролю якості отриманої продукції.

Оскільки при оптимізації процесу шліфування розглядаються нелінійні цільові функції від багатьох змінних, деякі автори [8; 9] віддають перевагу алгоритму диференціальної еволюції та його модифікаціям. Алгоритм диференціальної еволюції побудований на основі генетичного алгоритму, але не вимагає представлення змінних у бінарному вигляді.

У роботі [10] представлена модифікація методу розсіювання для оптимізації процесу шліфування. Особливість методу розсіювання полягає в тому, що особини з базової популяції повинні бути достатньо розсіяні по множині допустимих розв'язків.

Серед поведінкових еволюційних методів слід відзначити також метод рою часток, за допомогою якого можна здійснювати пошук глобального екстремуму тоді, коли обчислення градієнта оптимізованої функції пов'язане з певними труднощами. Алгоритм рою часток побудований на моделі колективної поведінки тварин і відзначається корекцією швидкості, від якої залежить збіжність алгоритму. У роботі [11] наведено приклад застосування методу рою часток для розв'язку задачі оптимізації параметрів процесу шліфування. Для покращення результатів роботи в межах цієї задачі автори роботи [12] запропонували вдосконалений алгоритм рою часток. Робота [13] присвячена розробці гібридного методу рою часток, який поєднує оптимізацію динамічної топології сусідства рою часток зі стратегією мутації, що ґрунтується на умовах процесу плоского шліфування.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Детальний аналіз робіт, зазначених у наведеному огляді, виявив низку невирішених проблем, пов'язаних з алгоритмом розв'язку задачі оптимізації режимів шліфування. Найважливішою умовою запобігання помилковим результатам еволюційного пошуку є правильне регулювання параметрів алгоритму на етапах селекції, схрещування та мутації. Збільшення розміру популяції, яке зазвичай вважається основним шляхом вирішення проблеми збіжності, одночасно призводить до зростання обчислювальних витрат і ускладнення процесу розв'язку. Тому першорядною залишається проблема налаштування фундаментальних еволюційних операторів для умов конкретної прикладної задачі.

Метою статті є визначення особливостей пошуку оптимальних параметрів шліфування за допомогою еволюційних методів, вироблення рекомендацій щодо алгоритму вирішення поставленої задачі та запобігання ускладненням, типовим для цього способу розв'язку.

Виклад основного матеріалу. Провідна ідея генетичного алгоритму полягає у відтворенні способів оптимізації, властивих живим організмам: генетичного наслідування та природного відбору. При цьому для пояснення роботи алгоритму використовується біологічна термінологія. Базовий принцип природного відбору ґрунтується на твердженні, що в процесі еволюції виживають та розмножуються найбільш пристосовані особини. У зв'язку з правилом генетичного наслідування, їхні нащадки зберігають головні характе-

ристики батьків, а зазнаючи випадкових мутацій, набувають також низку нових властивостей. Якщо набуті зміни сприяють адаптації організму, вони будуть зберігатися та наслідуватися в наступних поколіннях. Таким чином, середня пристосованість особини в подальшому зростатиме [14].

Для розв’язку задачі оптимізації технологічного процесу за допомогою генетичного алгоритму, необхідно визначити генотип та фенотип досліджуваної системи. Вектор параметрів \bar{X} за аналогією зі світом природи називається фенотипом, тобто сукупністю ознак та властивостей проєктованого об’єкта. Кожен набір параметрів $\bar{X} = (X_1, \dots, X_n)$ з області допустимих розв’язків є можливим рішенням оптимізаційної задачі. Щоб представити інформацію про заданий об’єкт у числовому вигляді, його набору властивостей необхідно поставити у відповідність певний генотип. Генотип містить відомості про ознаки об’єкта на рівні набору хромосом, тобто у якості коду, який можна розглядати як окремий розв’язок при пошуку оптимальних параметрів технологічної системи. Отже, на початку роботи генетичного алгоритму необхідно виконати перетворення вектору параметрів \bar{X} у кодований набір даних \bar{C}_h , який називається хромосомою, і подальший процес вирішення задачі відбуватиметься на рівні генотипу, що дозволить узагальнено представити особливості оптимізації конкретного технологічного процесу [15].

Кодування набору параметрів оптимізованої системи зазвичай відбувається за допомогою бітових рядків, тобто ланцюжків певної довжини, елементи яких набувають значення 1 або 0. Кожній змінній вектора $\bar{X} = (X_1, \dots, X_n)$ ставиться у відповідність бітовий рядок g_k , який називають геном. Сукупність генів, що описують характеристики об’єкта, утворюють унікальну хромосому. Скінченна множина особин $\{C_h^j = (X_1^j, \dots, X_n^j); j = 1, \dots, M\}$ з області допустимих розв’язків називається популяцією, де M – розмір популяції, C_h^j – j -та хромосома з генами g_k^j . Схема перетворення фенотипу вектора параметрів процесу шліфування на його генотип наведена на рис. 1.

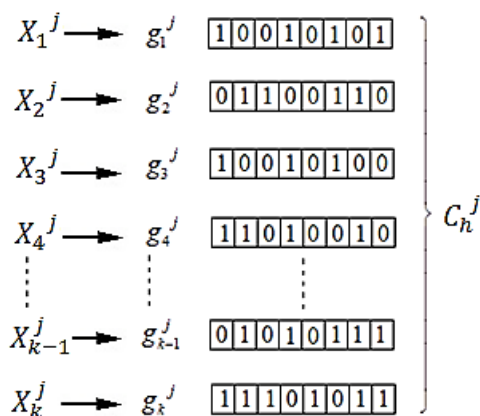


Рис. 1. Кодування параметрів процесу шліфування в межах j -ої хромосоми
Джерело: власна розробка автора.

Кодування фенотипу допустимих розв’язків можна реалізувати як за допомогою загального бінарного коду, так і використовуючи рефлексивний код Грея, відмінність якого полягає в неперервності двійкової комбінації [16]. При переведенні кодованого числа зі звичайного бінарного коду в код Грея, кожен розряд повинен дорівнювати сумі по модулю два поточного та наступного старшого розряду бінарного коду. Зворотне перетворення коду Грея має відбуватися таким чином, щоб кожен розряд бінарного коду дорівнював сумі по модулю два поточного та всіх старших розрядів у коді Грея. Отже, найстарший розряд кодової комбінації в бінарному коді та в коді Грея збігається.

Наприкінці рішення задачі для того, щоб відновити отриманий розв'язок за кодом хромосоми, слід задати зворотнє перетворення $\bar{C}_h \xrightarrow{f^{-1}} \bar{X}$, де f^{-1} – функція декодування. Якщо кодування відбувалося за допомогою коду Грея, відповідне значення необхідно спочатку перевести у бінарний код, а потім – у десяткову форму.

Аби не допустити передчасної збіжності алгоритму та попередити втрату розв'язків, які можуть виявитися корисними, необхідна поступова концентрація набору розв'язків задачі в напрямку області глобального екстремуму. Для цього параметри генетичного алгоритму мають бути налаштовані таким чином, щоб забезпечувати покращення середньої пристосованості популяції на основі отриманих рішень та одночасний пошук нових рішень в області допустимих розв'язків. У випадку задачі багатокритеріальної оптимізації, що розглядає максимізацію продуктивності $Z_1 = \max(P_i)$ та мінімізацію втрат матеріалу $Z_2 = \min(h_i)$ як критерії оптимальності, може бути побудована адитивна згортка критеріїв, зважених коефіцієнтами відносно ступеня їхньої важливості [17]. Отже, для заданих умов комплексний критерій оптимальності виглядатиме наступним чином:

$$Z = w_1 \cdot Z_1 - w_2 \cdot Z_2. \quad (1)$$

Вагові коефіцієнти можуть бути задані в явному вигляді або визначені аналітично з метою направити еволюційний пошук у напрямку оптимального рішення [18]. Для оцінки значень вагових коефіцієнтів слід розглянути множину перспективних розв'язків та їхню пристосованість з погляду критеріїв оптимальності (рис. 2).

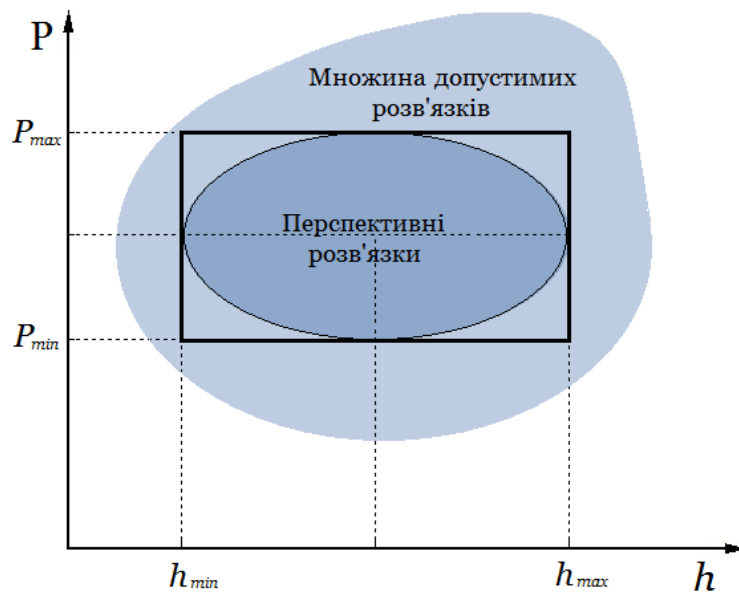


Рис. 2. Пристосованість розв'язків у просторі критеріїв оптимальності
Джерело: власна розробка автора.

На кожній ітерації еволюційного процесу множина перспективних розв'язків може бути виділена в межах умовного прямокутника, заданого екстремальними точками в просторі критеріїв оптимальності:

$$(P_{\max}, h_{\max}); (P_{\max}, h_{\min}); (P_{\min}, h_{\min}); (P_{\min}, h_{\max}), \quad (2)$$

де $P_{\max} = \max \{Z_1(\bar{C}_h^j); j = 1, \dots, M\}$; $P_{\min} = \min \{Z_1(\bar{C}_h^j); j = 1, \dots, M\}$;

$h_{\max} = \max \{Z_2(\bar{C}_h^j); j = 1, \dots, M\}$; $h_{\min} = \min \{Z_2(\bar{C}_h^j); j = 1, \dots, M\}$.

Для кожної особини \bar{C}_h^j зважена функція пристосованості може бути визначена на основі максимальних та мінімальних значень кожного з критеріїв оптимальності:

$$Z(\bar{C}_h^j) = w_1 \cdot (Z_1(\bar{C}_h^j) - P_{\min}) - w_2 \cdot (Z_2(\bar{C}_h^j) - h_{\min}); j = 1, \dots, M, \quad (3)$$

де M – розмір популяції. Вагові коефіцієнти для кожного з критеріїв оптимальності розраховуються за формулами:

$$w_1 = \frac{1}{P_{\max} - P_{\min}}; w_2 = \frac{1}{h_{\max} - h_{\min}}. \quad (4)$$

Завдяки такому вигляду вагових коефіцієнтів, відбуватиметься нормування критеріїв $Z_1 = \max(P_1)$ та $Z_2 = \min(h_1)$ у межах адитивної згортки. Виходячи з того, що екстремальні точки $(P_{\max}, h_{\max}); (P_{\max}, h_{\min}); (P_{\min}, h_{\min}); (P_{\min}, h_{\max})$ апроксимують глобальний екстремум функції пристосованості, еволюційний пошук у виділеному просторі перспективних розв’язків поступово наблизитиметься до оптимального рішення задачі. Оскільки координати екстремальних точок змінюються протягом усього ходу розв’язку, значення вагових коефіцієнтів оновлюватимуться на кожній ітерації оптимізаційного процесу. Таким чином, вага критеріїв оптимальності адаптуватиметься відповідно до напрямку ідеальної точки на кожному етапі генетичного алгоритму.

На рис. 3–6 показані графіки порівняння результатів оптимізації технологічного процесу шліфування за допомогою запропонованого еволюційного алгоритму та класичного генетичного алгоритму, а також таких еволюційних методів, як метод мурашиної колонії, метод рою часток та метод розсіювання. Для узагальнення результатів пошуку, розв’язки в межах i -ої популяції можна представити за допомогою відносної пристосованості:

$$\xi = \frac{f_i^j}{\max Z(\bar{X}_i)}, \quad (5)$$

де f_i^j – функція пристосованості для j -го розв’язку i -ої популяції; $\max Z(\bar{X}_i)$ – максимальне значення цільової функції для i -ої популяції.

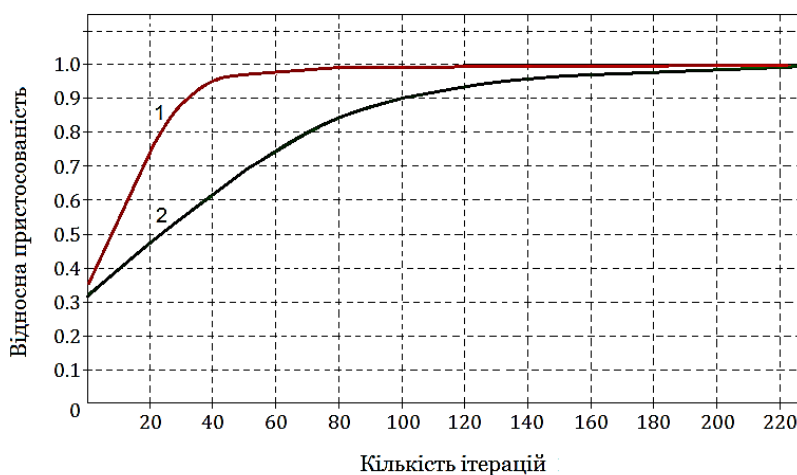


Рис. 3. Порівняння швидкості збіжності запропонованого (крива 1) та класичного (крива 2) генетичного алгоритму

Джерело: власна розробка автора.

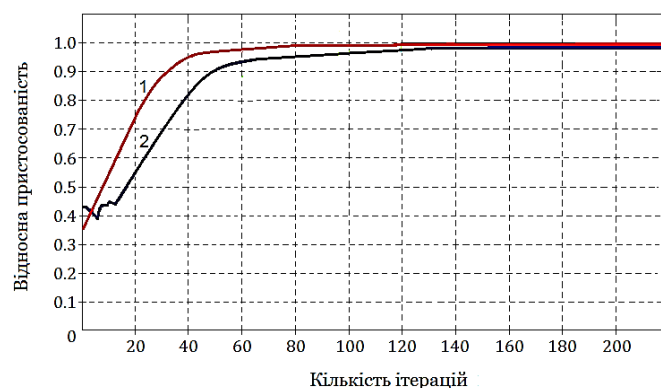


Рис. 4. Порівняння швидкості збіжності запропонованого алгоритму (крива 1) та методу мурашиної колонії (крива 2)

Джерело: власна розробка автора.

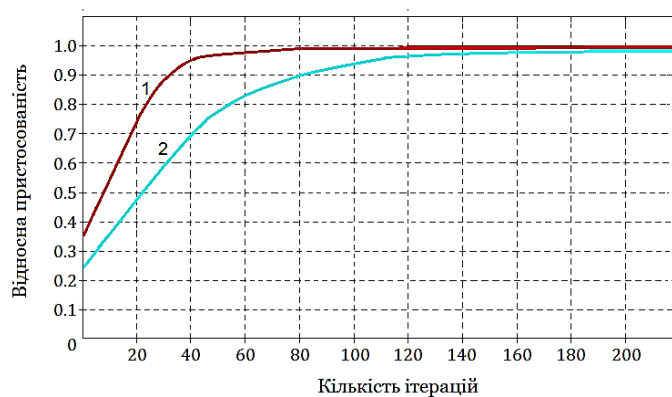


Рис. 5. Порівняння швидкості збіжності запропонованого алгоритму (крива 1) та методу рою часток (крива 2)

Джерело: власна розробка автора.

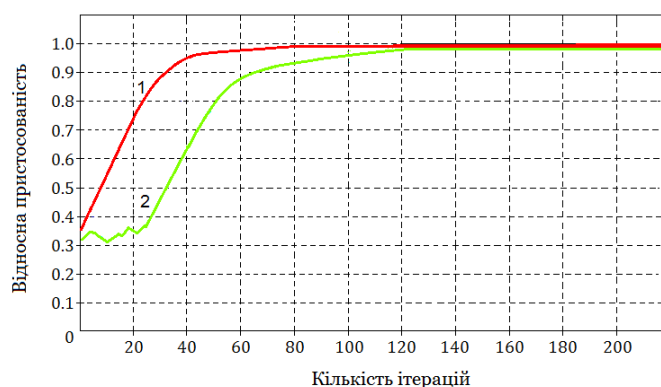


Рис. 6. Порівняння швидкості збіжності запропонованого алгоритму (крива 1) та методу розсіювання (крива 2)

Джерело: власна розробка автора.

Оскільки надійність алгоритмів, тобто частка успішних запусків, для заданих параметрів в усіх випадках виявилась практично однаковою, порівняння роботи зазначених методів проводилось на основі швидкості збіжності. З представлених графіків можна зробити висновок, що виконання наведених рекомендацій сприяє зменшенню кількості ітерацій, необхідних для визначення оптимального рішення, а отже, і зниженню обчислювальних витрат під час розв'язку.

Висновки. При розв'язку прикладних задач, таких як пошук оптимальних режимів шліфування, за допомогою еволюційних методів принципово важливим є правильне налаштування параметрів алгоритму. Завадити його ефективній роботі може передчасна зупинка алгоритму до досягнення глобального екстремуму. Достатній розмір популяції та підтримка її різноманітності стають необхідною умовою функціонування генетичного алгоритму.

Завдяки запропонованому підходу до процесу розв'язку задачі, пошук оптимальних рішень на певному етапі зосереджується в деякій спільній області простору допустимих розв'язків, а багатокритеріальний оптимізаційний процес переходить до загальної оптимізації шляхом побудови адитивної згортки згідно з методом зваженої суми критеріїв. Це дозволяє зменшити обчислювальні витрати та знизити ймовірність передчасної збіжності алгоритму до локального екстремуму. Значення вагових коефіцієнтів комплексного критерію оптимальності можуть бути визначені аналітично, виходячи з конфігурації простору перспективних розв'язків. Через те, що координати екстремальних точок на множині перспективних розв'язків змінюються для кожної ітерації оптимізаційного процесу, будуть оновлюватись і значення вагових коефіцієнтів. Таким чином еволюційний пошук наблизатиметься до оптимального рішення задачі.

Результати експериментального порівняння запропонованого еволюційного алгоритму з класичним генетичним алгоритмом, методом мурашиної колонії, методом рою часток та методом розсіювання виявили його перевагу у швидкості збіжності при незмінній надійності для всіх алгоритмів. Такі висновки щодо необхідних обчислювальних витрат при визначенні оптимальних параметрів шліфування цілком узгоджуються з попередніми дослідженнями цієї проблеми.

Список використаних джерел

1. Wen X. M. Micro-computer-based optimization of the surface grinding process / X. M. Wen, A. A. O. Tay, A. Y. C. Nee // *Journal of Materials Processing Technology*. – 1992. – Vol. 29(1–3). – Pp. 75-90.
2. Slowik A. Multi-objective optimization of surface grinding process with the use of evolutionary algorithm with remembered Pareto set / A. Slowik, J. Slowik // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2008. – Vol. 37, Issue 7. – Pp. 657-669.
3. Saravanan R. A multi-objective genetic algorithm (GA) approach for optimization of surface grinding operations / R. Saravanan, P. Asokan, M. Sachidanandam M. // *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. – 2002. – Vol. 42, Issue 12. – Pp. 1327-1334.
4. Baskar N. Ants colony algorithm approach for multi-objective optimisation of surface grinding operations / N. Baskar, R. Saravanan, P. Asokan, G. Prabhakaran // *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2004. – Vol. 23, Issue 5. – Pp. 311-317.
5. Aravind M. Optimization of Surface Grinding Process Parameters by Taguchi method and Response Surface Methodology / M. Aravind, S. Periyasamy // *International Journal of Engineering Research and Technology*. – 2014. – Vol. 3, Issue 5. – Pp. 1721-1727.
6. Güven O. Application of the Taguchi method for parameter optimization of the surface grinding process / O. Güven, O. // *Materialpruefung/Materials Testing*. – 2015. – Vol. 57. – Pp. 43-48.
7. Patil P. J. Analysis of process parameters in surface grinding using single objective Taguchi and multi-objective grey relational grade. / P. J. Patil, C. R. Patil // *Perspectives in Science*. – 2016. – Vol. 8. – Pp. 367-369.
8. Krishna A. G. Retracted: optimization of surface grinding operations using a differential evolution approach / A. G. Krishna // *Journal of materials processing technology*. – 2007. – Vol. 183, Is. 2-3. – Pp. 202-209.
9. Lee K. M. Improved differential evolution approach for optimization of surface grinding process / K. M. Lee, M. R. Hsu, J. H. Chou, C. Y. Guo // *Expert Systems with Applications*. – 2011. – Vol. 38, Issue 5. – Pp. 5680-5686.
10. Krishna A. G. Multi-objective optimisation of surface grinding operations using scatter search approach / A. G. Krishna, K. M. Rao // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2006. – Vol. 29, Issue 5. – Pp. 475-480.

11. Pawar P. J. Multiobjective optimization of grinding process parameters using particle swarm optimization algorithm / P. J. Pawar, R.V. Rao, J. P. Davim // *Materials and Manufacturing Processes*. – 2010. – Vol. 25, Issue 6. – Pp. 424-431.
12. Lin X. Enhanced Pareto particle swarm approach for multi-objective optimization of surface grinding process / X. Lin, H. Li // *Proceedings of the Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*. – 2008. – Vol. 2. – Pp. 618-623.
13. Zhang G. Multi-objective optimization for surface grinding process using a hybrid particle swarm optimization algorithm / G. Zhang, M. Liu, J. Li, W.Y. Ming, X.Y. Shao, Y. Huang // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2014. – Vol. 71, Issues 9-12. – Pp. 1861-1872.
14. Пантелеев А. В. Модифицированный генетический алгоритм условной оптимизации с бинарным кодированием / А. В. Пантелеев, Н. П. Апостол // *Научный вестник МГТУ ГА. Серия : Прикладная математика. Информатика*. – 2007. – № 120. – С. 24-31.
15. Попов В. А. Оптимизационные задачи на основе генетического поиска / В. А. Попов, А. В. Бердочник // *Системы обработки информации*. – 2010. – Вып. 9(90). – С. 217-220.
16. Пантелеев А. В. Методы глобальной оптимизации. Метаэвристические стратегии и алгоритмы / А. В. Пантелеев, Д. В. Метлицкая, Е. А. Алешина. – М. : Вузовская книга, 2013. – 244 с.
17. Тонконогий В. М. Вибір параметрів шліфування плазмових покриттів при багатокритеріальній оптимізації технологічного процесу / В. М. Тонконогий, О. В. Рибак // *Сучасні технології в машинобудуванні*. – 2018. – Вып. 13. – С. 60-68.
18. Рибак О. В. Математичне моделювання, аналіз та оптимізація в САПР технологічного процесу шліфування плазмових покриттів : дис. ... канд. техн. наук / О. В. Рибак. – Одеса : ОНПУ, 2019. – 162 с.

References

1. Wen, X.M., Tay, A.A.O., & Nee, A.Y.C. (1992). Micro-computer-based optimization of the surface grinding process. *Journal of Materials Processing Technology*, 29(1-3), 75-90.
2. Slowik, A., Slowik, J. (2008). Multi-objective optimization of surface grinding process with the use of evolutionary algorithm with remembered Pareto set. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 37(7), 657-669.
3. Saravanan, R., Asokan, P., & Sachidanandam, M. (2002). A multi-objective genetic algorithm (GA) approach for optimization of surface grinding operations. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 42(12), 1327-1334.
4. Baskar, N., Saravanan, R., Asokan, P., & Prabhakaran G. (2004). Ants colony algorithm approach for multi-objective optimisation of surface grinding operations. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 23(5), 311-317.
5. Aravind, M., & Periyasamy, S. (2014). Optimization of Surface Grinding Process Parameters by Taguchi method and Response Surface Methodology. *International Journal of Engineering Research and Technology*, 3(5), 1721-1727.
6. Güven, O. (2015). Application of the Taguchi method for parameter optimization of the surface grinding process. *Materialpruefung/Materials Testing*, 57, 43-48.
7. Patil, P.J., Patil, C.R. (2016). Analysis of process parameters in surface grinding using single objective Taguchi and multi-objective grey relational grade. *Perspectives in Science*, 8, 367-369.
8. Krishna, A.G. (2007). Retracted: optimization of surface grinding operations using a differential evolution approach. *Journal of materials processing technology*, 183(2-3), 202-209.
9. Lee, K.M., Hsu, M.R., Chou, J.H., & Guo, C.Y. (2011). Improved differential evolution approach for optimization of surface grinding process. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5680-5686.
10. Krishna, A.G., & Rao, K.M. (2006). Multi-objective optimisation of surface grinding operations using scatter search approach. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 29(5), 475-480.
11. Pawar, P.J., Rao, R.V., & Davim, J.P. (2010). Multiobjective optimization of grinding process parameters using particle swarm optimization algorithm. *Materials and Manufacturing Processes*, 25(6), 424-431.
12. Lin, X., & Li, H. (2008). Enhanced Pareto particle swarm approach for multi-objective optimization of surface grinding process. *Proceedings of the Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, 2, 618-623.

13. Zhang, G., Liu, M., Li, J., Ming, W.Y., Shao, X.Y., & Huang, Y. (2014). Multi-objective optimization for surface grinding process using a hybrid particle swarm optimization algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 71(9-12), 1861-1872.
14. Panteleev, A.V., & Apostol, N.P. (2007). Modifitsirovannyi geneticheskii algoritm uslovnoi optimizatsii s binarnym kodirovaniem [Modified genetic algorithm for conditional optimization with binary coding]. *Nauchnyi vestnik MGTU GA. Seriya Prikladnaia matematika. Informatika – Scientific Bulletin of MSTU GA. Series: Applied Mathematics. Informatics*, (120), 24-31.
15. Popov, V.A., & Berdochnik, A.V. (2010). Optimizatsionnye zadachi na osnove geneticheskogo poiska [Optimization problems on the basis of genetic search]. *Systemy obrobky informatsii – Information processing systems*, 9(90), 217-220.
16. Panteleev, A.V., Metlitckaia, D.V., & Aleshina, E.A. (2013). *Metody globalnoi optimizatsii. Metaevristicheskie strategii i algoritmy [Methods of the global optimization. Metaheuristic strategies and algorithms]*. Vuzovskaia kniga.
17. Tonkonohyi, V.M., & Rybak, O.V. (2018). Vybir parametriv shlifuvannia plazmovykh pokryttiv pry bahatokryterialnii optymizatsii tekhnolohichnoho protsesu [Selection of the grinding parameters for plasma coatings during multi-objective optimization of technological process]. *Suchasni tekhnolohii v mashynobuduvanni – Modern technologies in mechanical engineering*, (13), 60-68.
18. Rybak, O.V. (2019). *Matematychni modeliuvannia, analiz ta optymizatsiia v SAPR tekhnolohichnoho protsesu shlifuvannia plazmovykh pokryttiv [Mathematical modelling, analysis and optimization in CAD of technological process of grinding plasma coatings]* [PhD dissertation, ONPU].

Отримано 28.11.2021

UDC 621.92

Olga Rybak

PhD in Technical Science

Associate Professor of the Department of Information Technologies and Design
Odesa Polytechnic National University (Odesa, Ukraine)

E-mail: olga.vol.rybak@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0250-3037>

SCOPUS Author ID: [57208656221](https://orcid.org/0000-0002-0250-3037)

APPLYING EVOLUTIONARY METHODS OF OPTIMIZATION FOR GRINDING REGIMES SELECTION

Defining optimal grinding regimes with the use of traditional methods of mathematical programming and numerical analysis usually turns out to be not effective enough, therefore, solving this problem on the basis of evolutionary methods of optimization is presented in this paper. Depending on the features of technological process, there may be several optimality criteria, so the problem transforms into multi-objective optimization.

Premature convergence of the algorithm, as well as general low level of fitness among the obtained results and significant fluctuations of the average values of fitness for the sequence of generations can obstruct proper definition of the processing parameters. Analysis of studies and publications related to grinding process optimization revealed the problem of configuration of the fundamental evolutionary operators, which remains relevant for the conditions of the applied problem.

In order to prevent premature convergence of the algorithm, it is important to provide gradual concentration of the problem solutions set in the direction of the global extremum area. In that case, genetic algorithm parameters should be customized to provide improvement of the average fitness of population based on the obtained results and simultaneous search of new solutions in the feasible region. Values of the weighting factors of the complex optimality criterion are defined on the basis of configuration of the area of perspective solutions. Results of the technological process of grinding optimization using presented evolutionary algorithm, classical genetic algorithm, and also such evolutionary methods as ant colony optimization method, particle swarm optimization method and scatter search method reveal an advantage of the suggested approach in convergence rate with stable reliability for all the considered algorithms.

Thus, taking into account features of the optimal grinding parameters search using evolutionary methods, in this paper recommendations are presented concerning an algorithm for the stated problem resolving and preventing from complications typical for this way of solving.

Keywords: evolutionary methods; optimization; grinding parameters; genetic algorithm; convergence rate.

Fig.: 6. References: 18.