

УПРАВЛІННЯ РЕЖИМАМИ МЕХАНІЧНОЇ ОБРОБКИ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

Коритко Ю. М., Симонова А. А.

Представлен метод генетических алгоритмов для управления режимами механической обработки металлов с объемной субмикро- и нанокристаллической структурой. Реализованы генетические операторы кроссовера, мутации, инверсии, инбридинга, аутбридинга и проведен анализ эффективности решения оптимизационных задач разными генетическими операторами в сравнении с методом полного перебора при увеличении размерности задачи. Разработаны рекомендации по использованию метода генетического алгоритма при решении оптимизационных задач управления процессами механической обработки. Приведен пример использования метода генетических алгоритмов для поиска оптимальных режимов механической обработки объемных наноматериалов.

Представлено метод генетичних алгоритмів для управління режимами механічної обробки металів із об'ємною субмікро- та нанокристалічною структурою. Реалізовано генетичні оператори кроссоверу, мутації, інверсії, інбридингу, аутбридингу та проведено аналіз ефективності рішення оптимізаційних задач при використанні різних генетичних операторів порівняно з методом повного перебору при зростанні розмірності задачі. Розроблено рекомендації щодо використання методу генетичного алгоритму при рішенні оптимізаційних задач управління процесами механічної обробки. Приведено приклад використання методу генетичних алгоритмів для пошуку оптимальних режимів механічної обробки об'ємних наноматеріалів.

The method of genetic algorithms to control the modes of mechanical processing of metals with bulk submicro- and nano-crystalline structure is presented. The genetic operators crossover, mutation, inversion, inbreeding outbreeding are realized and the analyze efficiency of solving optimization problems by different genetic operators in comparison with brute force by increasing the dimension of the problem is held. The recommendations on the use of the method of genetic algorithm for solving optimization problems process machining control are elaborated. The example of using the method of genetic algorithms to find the optimal mode of machining bulk nanomaterials is showed.

Коритко Ю. М.

канд. техн. наук, доц. НТУ «ХП»

Симонова А. А.

канд. техн. наук, доц. КрНУ
NSimonova@gmail.com

НТУ «ХП» – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків.

КрНУ – Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського, м. Кременчук.

УДК 621.512

Коритко Ю. М., Симонова А. А.

УПРАВЛІННЯ РЕЖИМАМИ МЕХАНІЧНОЇ ОБРОБКИ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

Генетичні алгоритми є частиною більш загальної групи методів – еволюційних обчислень, які об'єднують різні варіанти використання еволюційних принципів у алгоритмах пошуку при рішенні задач оптимізації та моделювання.

У еволюційних обчисленнях загалом виділяють наступні напрямки.

1. Генетичні алгоритми. Алгоритми пошуку, що використовується для оптимізації та моделювання шляхом випадкового відбору, варіації параметрів, які треба знайти, та їх комбінування.

2. Еволюційні стратегії. Метод оптимізації, заснований на ідеях адаптації та еволюції. Ступінь мутації в даному випадку змінюється з часом - це призводить до так званої самоадаптації.

3. Генетичне програмування. Застосування еволюційного підходу до популяції програм.

4. Еволюційне програмування. Було вперше запропоновано в 1960 році для моделювання еволюції як процесу навчання з метою створення штучного інтелекту. Базується на пошуку залежностей цільових змінних та їх значень [1].

Генетичний алгоритм (ГА) – це метод оптимізації, заснований на концепції природного відбору та генетики. У цьому підході змінні, що характеризують рішення, представлені у вигляді ген в хромосомі. Основна ідея ГА була вперше запропонована Дж. Холландом у роботі [2], в якій він показав, як феномени адаптації та пристосовуваності можуть біти втілені в комп'ютерних системах. Вперше ГА були застосовані до задач оптимізації та розпізнавання образів. Генетичні алгоритми використовуються для вирішення наступних завдань:

- оптимізація функцій;
- рішення задач на графах (задача комівояжера, розфарбування тощо);
- налагодження та навчання штучної нейронної мережі;
- завдання компонування;
- складання розкладів;
- ігрові стратегії;
- апроксимація функцій;
- штучне життя;
- біоінформатика.

Треба зазначити, що генетичні алгоритми знаходять все нові сфери застосування завдяки алгоритмічним перевагам та зростанню можливостей комп'ютерного моделювання.

Метод ГА іде від однієї популяції хромосом до іншої, використовуючи механізм натуральної селекції. Для реалізації ГА при рішенні задач вибирають декілька натуральних параметрів оптимізаційної проблеми і кодують їх у послідовність деякої довжини. Генетичний алгоритм оперує кінцевою кількістю рішень (популяцією), генерує нові рішення як різні комбінації частин рішень популяції, використовуючи такі оператори, як відбір, рекомбінація (кросовер), мутація, інверсія тощо. Кросовер полягає в обміні генетичним матеріалом між особинами та моделює процес схрещування. Інверсія полягає у розбитті хромосоми на дві частини, які міняють містами. Алгоритм працює до тих пір, поки не буде отримана задана кількість генерацій чи на деякій генерації не буде отримано рішення задовільної якості, або якщо знайдено локальний оптимум [3].

Отже ГА складатиметься з наступних кроків (рис. 1).

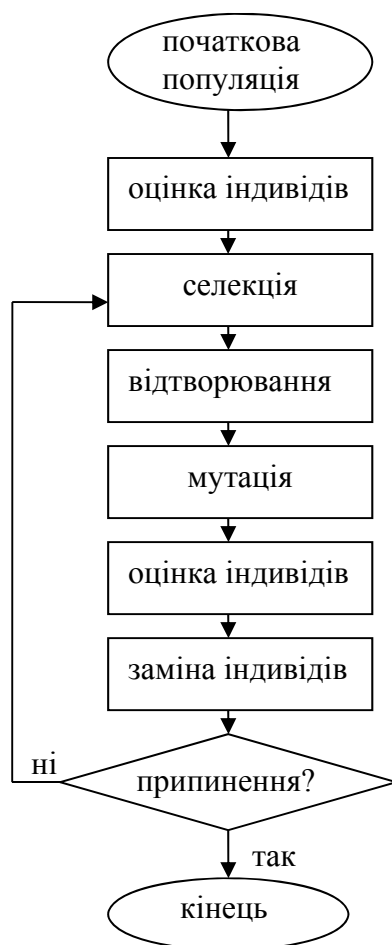


Рис. 1. Генетичний алгоритм

1. *Початкова популяція.* Спочатку необхідно створити початкову популяцію індивідів. Так як про цільову функцію ще нічого не відомо, прийmemo гени індивідів у раніше встановленій області випадковими та рівномірно розподіленими.

2. *Оцінка індивідів.* Кожному із новонароджених індивідів необхідно на основі цільової функції визначити фітнес (значення цільової функції). Після цього можна розпочати петлю генерації з метою поліпшення фітнесу індивідів.

3. *Селекція* – перший крок до цього поліпшення, при якому індивіди, по стратегії, обираються випадково або на основі їх попереднього фітнесу. Цей вибір слугує або продовженням роду, або передачею елітного статусу. Індивіда з елітним статусом неможна ні виключати із фактичної генерації, ні змінювати.

4. *Відтворювання* означає генерацію наступної популяції індивідів. Стратегія ГА шляхом рекомбінування генів на хромосомах генерує найкращі індивіди (оператор кросоверу). При цьому із батьківських індивідів створюються пари, які обмінюються між собою генами випадковим чином або заданим за певним законом. Відбір батьківської пари при використанні ГА проводиться зазвичай по правилу кожен з кожним (панмісія). Також при відборі використовуються правила інбридингу або аутбридингу. Інбридинг – це такий метод відбору батьківської пари, коли перший член пари вибирається випадково, а другий з більшою вірогідністю буде максимально близьким до першої особини. Аутбридинг формує батьківську пару з максимально далеких особин.

5. *Мутація* змінює окремі гени генопула. Завдяки цьому при ГА генопул повинен оновлюватись, тому що із розмноженням генів йшла би втрата різноманітності генопула звичайно вже після малого числа генерацій.

6. *Оцінка індивідів.* Після того, як шляхом рекомбінації та мутації хромосоми індивідів змінені, необхідно для кожного із новонароджених визначити фітнес на основі цільової функції.

7. *Заміна індивідів.* В кінці петлі генерації необхідно встановити, які індивіди із популяції виключаються. Інакше без заміни популяція зростала б все далі. ГА замінюють звичайно більшість батьків новонародженими.

8. *Критерій припинення* визначається тривалістю процесу оптимізації та має вирішальне значення для оцінки результату. Використовують два ранти формулювання критерію припинення: 1) контроль фітнеса, в результаті якого процес припиняється, якщо в рамках встановленого числа генерацій максимальна величина фітнесу в популяції координально не поліпшується; 2) встановлення числа генерацій.

Обидва варіанти мають недоліки. При першому варіанті може трапитись, що максимальна величина фітнесу в популяції довгий час не змінюється, а потім, внаслідок вдалої мутації, настає поліпшення. Тому у випадку раннього припинення досягається лише субоптимум. При другому варіанті оптимум взагалі не ставиться на перший план. Часто обирається рішення, що задовольняє у достатній мірі допускам, встановленим для змінних параметрів. У цьому випадку все ж таки необхідно проведення оптимізаційного процесу із різним числом генерацій, щоб можна було дати певну оцінку результатам [4].

Метою роботи є аналіз результатів рішення оптимізаційної задачі методом генетичного алгоритму при використанні генетичних операторів: кросоверу, мутації, інверсії, інбридингу та аутбридингу.

Для досягнення цієї мети виконане наступне:

- реалізовано метод генетичного алгоритму для рішення оптимізаційних задач у спеціальному програмному забезпеченні;
- реалізовано генетичні оператори кросоверу, мутації, інверсії, інбридингу та аутбридингу;
- проведено аналіз ефективності рішення оптимізаційних задач при використанні різних генетичних операторів порівняно з методом повного перебору при зростанні розмірності задачі;
- зроблено висновки та рекомендації щодо використання методу генетичного алгоритму при рішенні оптимізаційних задач.

Як приклад розглянемо оптимізацію режимів механічної обробки при точінні чистого титану VT-1 із об'ємною субмікроструктурною структурою. Дослідження [5, 6] показали, що в субмікро- і нанокристалічних металах фізико-механічні властивості істотно перевищують відповідні показники крупнокристалічних металів. В даний час розроблені ефективні технології пластичної деформації для створення металів з субмікро- і нанокристалічною структурою. Під час інтенсивної деформації відбувається перетворенням мікроструктури металу в субмікро- або нанокристалічний стан, що супроводжується зміною кристалічної решітки і створенням нерівноважного стану зерна металу.

Дія високих температур, якою зазвичай супроводжується механічна обробка призводить до повернення структури металу у вихідний крупнокристалічний стан і втрати високих фізико-механічних властивостей.

Актуальною є задача пошуку умов обробки (подачі і швидкості різання), які б забезпечували збереження розміру зерна металу в межах допустимого та давали можливість здійснювати обробку з максимальною продуктивністю.

Математичне формулювання задачі можна представити як дві цільові функції:

1) продуктивність:

$$\frac{1}{vs} \rightarrow \min, \quad (1)$$

де s – швидкість подачі;

v – швидкість різання.

2) розмір зерна металу:

$$D = \sqrt{D_0^2 + A \frac{\pi d L}{\nu s}} \rightarrow \min, \quad (2)$$

де L – довжина оброблюваної поверхні;

d – діаметр оброблюваної заготовки;

D_0 – початковий розмір зерна в субмікро- або нанокристалічному металі;

D – допустимий критичний розмір зерна, при якому зберігаються високі фізико-механічні властивості;

A – показник, який враховує властивості металу.

Показник A , який враховує властивості металу, для титану дорівнює $10,12 \cdot 10^{-14}$ м/хв та є константою [6].

Для параметрів обробки металевих заготовок в поставленій задачі були використані обмеження, наведені у табл. 1.

Таблиця 1

Задані обмеження

	L , м	d , м	D_0 , м	s , м/об	ν , м/хв
Min	0,1	0,01	$0,2 \cdot 10^{-7}$	$1 \cdot 10^{-5}$	2,5
Max	0,5	0,1	$2,5 \cdot 10^{-7}$	$10,23 \cdot 10^{-3}$	100

Слід зазначити, що наведені цільові функції, а також обмеження параметрів обробки отримані при експериментальних дослідженнях субмікро- та нанокристалічних металів.

Програмне забезпечення реалізоване мовою C++, з використанням бібліотеки QT.

Розглянемо рішення задачі методом одноточкового кросоверу та панміксії при різній кількості особин в початковому поколінні, а саме 100, 75 та 50.

Ця кількість початкового покоління була вибрана не випадково, при занадто малих розмірах (< 10) спостерігатиметься швидке виродження популяції, при занадто великому розмірі (> 1000) рішення швидше за все буде знайдено за менше число поколінь, проте часто ціною зайвих обчислювальних витрат. Оптимально брати не більше 500 і не менше 10 особин. Оптимальна кількість початкового покоління обирається окремо для кожної задачі залежно від її складності.

У табл. 2 наведено результати рішення при різній початковій кількості.

Таблиця 2

Отримані рішення

Початкове покоління				100		
L , м	d , м	D_0 , м	s , м/об	ν , м/хв	D , м	$1/\nu s$
0,1071	0,0116	2,00E-07	0,0059	92,5	3,35E-07	1,8280031
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	42,5	3,76E-07	2,5311329
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,009	96,5	2,92E-07	1,1353888
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0058	86,5	3,46E-07	1,9918493
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	90,5	3,71E-07	1,1886535
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0091	90,5	3,72E-07	1,2106632
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	80,5	3,06E-07	1,3363124
Початкове покоління				75		
L , м	d , м	D_0 , м	s , м/об	ν , м/хв	D , м	$1/\nu s$
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	94,5	3,68E-07	1,1383402
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,009	97,5	3,66E-07	1,1033143
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	95,5	3,67E-07	1,1264204
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	96,5	3,67E-07	1,1147476
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	93,5	3,69E-07	1,1505149

Продовження таблиці 2

Початкове покоління				50		
L, м	d, м	D ₀ , м	s, м/об	v, м/хв	D, м	1/vs
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	88,5	3,72E-07	1,2155158
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0093	67,5	3,92E-07	1,5936762
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0065	94,5	3,93E-07	1,6163144
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,0065	91,5	3,96E-07	1,6693083
0,1071	0,0117	2,00E-07	0,009	95,5	3,67E-08	1,1264204

З табл. 2 видно, що рішення сходиться для таких параметрів оптимізаційної функції, як довжина заготовки (0,1071 м), діаметр заготовки (0,011738 м), швидкість подачі (0,009296 м/об), початковий розмір зерна в отриманих кращих рішеннях складає 200 або 300 нм. Таким чином, на значення розміру зерна суттєво нелінійно впливає швидкість різання. При використанні для рішення різної кількості особин початкової популяції розмір зерна варіюється від 292 нм до 396 нм, тобто порядку 100 нм.

Чим більше початкова кількість початкового покоління, тим краще отримане рішення. Це викликано тим що більша кількість різних особин (рішень) на першому етапі дає можливість отримати більше різноманітних рішень на наступних. Кількість ітерацій залежить від кількох чинників: кількості особин, які підходять для відбору, у даному випадку був використаний елітний відбір, тобто до відбору були допущені тільки ті особини, у яких значення функції менше ніж середнє значення функції для усього покоління; мутація, яка зменшує шанси, що метод передчасно зійдеться; швидкість зменшення функції.

Зазначимо близькість рішень для різної кількості початкового покоління та те, що вони не виходять за межі заданих обмежень і навіть прагнуть до нижньої межі розміру зерна.

ВИСНОВКИ

Була вирішена задача оптимізації режимів токарної обробки титану з об'ємною нано- та субмікрокристалічною структурою. Для її вирішення був використаний метод генетичного алгоритму. Метод генетичного алгоритму не вимагає ніякої інформації про поверхню функції та стійкий до попадання у локальні мінімуми, для рішення необхідно знати тільки обмеження, які накладаються на функцію та її параметри, тому даний метод виправдано використовувати для рішення оптимізаційних задач. Таким чином, використання методу генетичного алгоритму може бути в подальшому розширено на інші класи оптимізаційних задач в техніці та зокрема на задачі оптимізації режимів токарної обробки металів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Селиванов С. Г. Нейроструктурные и логико-генетические методы оптимизации проектных технологических процессов / С. Г. Селиванов, В. В. Никитин, М. В. Селиванов // Вестник УГАТУ. – Уфа : УГАТУ, 2013. – Т. 17. – № 1 (54). – С. 98–107.
2. Holland J. H. *Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence* / J. H. Holland - Ann Arbor // University of Michigan Press, 1975. – 183 p.
3. Гладков Л. А. Генетические алгоритмы / Л. А. Гладков, В. В. Курейчик, В. М. Курейчик. – М. : Физматлит, 2006. – 320 с.
4. Mitchell M. *An Introduction to Genetic Algorithms* / M. Mitchell. – Cambridge : The MIT Press, 1996. – 158 p.
5. Surface grain coarsening and surface during machining of ultra-grained titanium / A. A. Symonova, O. N. Verezub, A. A. Sycheva and other // *Journal of Mining and Metallurgy. Section B : Metallurgy*. – 2012. – V. 48. – P. 378–389.
6. Резание металлов с объемной нано- и субмикрокристаллической структурой : монография / А. И. Грабченко, Дж. Каптай, А. А. Симонова и др. – X. : Издательство «Точка», 2012. – 217 с.

Стаття надійшла до редакції 23.06.2013 р.