



## A Hybrid Algorithm based on Differential Evolution, Artificial Immune System and Particle Swarm Algorithms for Selection of Optimal Machining Parameters in Milling Operations

Valiollah Panahizadeh<sup>1\*</sup>, Hossein Abdolazadeh<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Assistant Professor, Faculty of Mechanical Engineering, Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran.

<sup>2</sup>PhD Student, Faculty of Mechanical Engineering, Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran.

### ARTICLE INFO

### ABSTRACT

#### Article Type:

Original Research

**Received:** 01.08.2022

**Revised:** 04.21.2022

**Accepted:** 05.28.2022

#### Keyword:

Immune System

Differential Evolution

Particle Swarm Algorithm

Milling

Co-evolutionary Algorithm

#### \*Corresponding Author:

Valiollah Panahizadeh

**Email:** [v.panahizadeh@sru.ac.ir](mailto:v.panahizadeh@sru.ac.ir)

This paper presents a combination of innovative methods for optimization using the integration of the evolutionary difference algorithm (DE) and the recipient's version of the immune system algorithm. In this paper, at the mutation stage, the particle swarm algorithm (PSO) was used to determine the value of the mutation coefficient using the immune system algorithm. Therefore, the algorithm modified its evolutionary method and searched for the optimal jump coefficient. The proposed model was tested on milling operations to determine its effect on the optimization of milling parameters. The results of the hybrid approach for the case study were compared with those of ant colony algorithm, body immunity, hybrid immune algorithm, genetic algorithm, HDRE approach, and the proposed values of machining handbooks. According to this comparison, the development ratio between the proposed algorithm and other approaches were as follows: ant colony algorithm was 5.7%, immune algorithm was 4.5%, hybrid immune algorithm was 3%, genetic algorithm was 8.5%, HDRE approach was 2% and handbook recommendation was 300%.



## EXTENDED ABSTRACT

### Introduction

To enhance the quality of machining products, reduce machining costs, and increase machining effectiveness, it is a crucial issue to select optimum machining parameters in the manufacturing industry. The evolutionary algorithms have been used to optimize real-world problems in many applications instead of conventional techniques. In the past decade, different optimization methods were hybridized to improve the performance of algorithms to also find optimum global results. Since hybrid evolutionary methods integrate favorable properties of different techniques, they have essential advantages to reach the global optimum. To optimize machining parameters, evolutionary techniques have been modified or hybridized with other optimization techniques. This paper presents a hybrid optimization approach based on differential evolution (DE) algorithm and receptor editing property of immune systems. To improve the achieved results in the mutation phase during receptor editing of artificial immune systems, the particle swarm optimization (PSO) algorithm was applied as a co-evolutionary algorithm to determine the best mutation rate. The results obtained by the proposed approach for milling operations indicated that the hybrid system is more effective in optimizing the cutting parameters for milling operations than previous methods.

### Methodology

#### Objective function

In optimizing machining parameters for milling operations, the purpose was to maximize the total profit rate. Maximization of the total profit rate was carried out according to the two objective functions, which are unit production time and unit production cost. Unit cost is the sum of material cost, set up cost, machining cost, and tool changing cost. Unit cost is defined by equation (1).

$$C_u = c_{mat} + (c_1 + c_o)t_s + \sum_{i=1}^m (c_1 + c_o)K_{1i}V_i^{-1}f_i^{-1} + \sum_{i=1}^m c_{ti}K_{3i}V_i^{\left(\frac{1}{n}-1\right)}f_{ti}^{\left(\frac{w+g}{n}-1\right)} + \sum_{i=1}^m (c_1 + c_o)t_{tci} \quad (1)$$

where  $c_{mat}$  is the cost of raw material per each part,  $c_1$  is the cost of a cutting tool,  $c_o$  is the overhead cost,  $c_l$  is labor cost,  $t_s$  is set-up time,  $m$  is the number of machining operations which are required to produce the product,  $V$  is cutting speed ( $\frac{m}{min}$ ),  $f$  is feed rate ( $\frac{m}{min}$ ), and  $w, n, g, c_t$  are tool wear factor, tool life exponent, exponent of slenderness ratio, and coefficients carrying constant values, respectively. Constant values of  $K_{1,2,3}$  should be calculated as follows. In addition, the unit time for producing a part in multi-tool milling is defined by equation (2).

$$T_u = t_s + \sum_{i=1}^m K_{1i}V_i^{-1}f_i^{-1} + \sum_{i=1}^m t_{tci} \quad (2)$$

where  $t_{tc}$  tool is changing time (min) and the total profit rate is defined by equation (3) where  $S_p$  is the profit per unit.

$$P_r = \frac{S_p - C_u}{T_u} \quad (3)$$

### Constraints

To maximize the profit rate, the allowable range of cutting speed and feed rate were restricted by constraints. Constraints taken into consideration in this paper were defined as follows.

- 1- Maximum machine power.
- 2- Surface finish requirement.
- 3- Maximum cutting force permitted by the rigidity of the tool.

### Differential evolution algorithm

The differential evolution (DE) algorithm is a population-based optimization method that simulates natural evolution combined with a mechanism to generate multiple search directions based on the distribution of solutions (vectors) in the current population. The DE algorithm includes three critical operators: Mutation, Crossover, and Selection.

### Receptor editing

Receptor editing mechanism introduces diversity and helps escape from local optima on an affinity landscape and leads to possible new candidates.

### Proposed algorithm

In this paper, DE was hybridized with receptor editing property of immune system and (PSO) algorithm in the proposed hybrid approach. After the selection operator in DE with the corporation of (PSO) algorithm, receptor editing was applied to all populations to escape from local optimal in receptor editing the new individuals. As 25% of the population are produced randomly, they are replaced with individuals chosen randomly from the population. If the individual selected from the population is the best, this individual is not replaced with the new one; the mutation rate  $\alpha$  has a vital role in making new antibodies. It is possible to create a new potent antibody with the optimization of mutation rate.

In this case study, the objective was to produce a part shown in Figure 1 using a CNC milling machine. The aim was to reach optimum machining parameters with maximum profit. The proposed method was applied to a case study for milling operations and the results were compared with other algorithms.

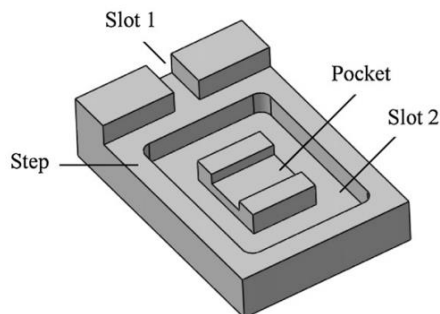


Figure. 1. An example part.

The speed and feed rate limits used for the case study are given in Table 1; the part shown in Figure 1 needs five milling operation to be manufactured.

**Table 1. Speed and feed rate limits.**

Operation No	Operation type	Speed limits	Feed rate limits
1	Face milling	60–120 m/min	0.05–0.4 mm/tooth
2	Corner milling	40–70 m/min	0.05–0.5 mm/tooth
3	Pocket milling	40–70 m/min	0.05–0.5 mm/tooth
4	Slot milling 1	30–50 m/min	0.05–0.5 mm/tooth
5	Slot milling 2	30–50 m/min	0.05–0.5 mm/tooth

## Results and discussion

As can be observed from Table 2, the proposed hybrid approach was performed effectively on the optimization of machining parameters of the milling operation problem finding better solutions compared to other methods in the literature; these results demonstrated that the proposed hybrid system is an essential alternative for the optimization of machining parameters in milling operations.

**Table 2. Comparison of unit cost, unit time and profit rate.**

Method	$C_u$ (\$)	$T_u$ (min)	$P_r$ (\$/min)	Improvement (%)
Handbook	18.36	9.40	0.71	300%
Method of feasible direction	11.35	5.48	2.49	15.6%
Genetic algorithm	11.11	5.22	2.65	8.6%
Ant colony algorithm	10.2	5.43	2.72	5.8%
Immune system algorithm	11.08	5.07	2.75	4.7%
Hybrid immune algorithm	10.91	5.04	2.79	3.2%
Hybrid de & receptor editing (HDRE)	10.9	5	2.82	2.1%

## Conclusion

In this paper, a new hybrid optimization technique based on differential evolution algorithm, receptor editing property of the immune system and PSO algorithm was developed and successfully implemented for machining parameters' optimization in milling operations; significant improvements were obtained with the proposed hybrid.



## الگوریتم ترکیبی بر اساس الگوریتم‌های تکامل تفاضلی، ایمنی بدن و ازدحام ذرات برای انتخاب پارامترهای بهینه در فرزکاری

ولی‌اله پناهی‌زاده<sup>۱\*</sup>، حسین عبداله‌زاده<sup>۲</sup> 

- ۱- استادیار، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران.
- ۲- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران.

### چکیده

### اطلاعات مقاله

این مقاله با استفاده از درهم‌آمیختن الگوریتم بدن، برای بهینه‌سازی، شیوه‌ای ترکیبی و نوآورانه ارائه کرده است، سپس در مرحله جهش با استفاده از الگوریتم ایمنی بدن از الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) برای تعیین مقدار ضریب جهش کمک گرفته است. از این‌رو الگوریتم مذکور با یک روش هم‌تکاملی خود پس از اصلاح، ضریب جهش بهینه را جست‌وجو می‌کند. مدل ارائه‌شده بر روی یک فرایند مطالعاتی فرزکاری آزمایش شده است تا تأثیر آن بر روی بهینه‌سازی پارامترهای فرزکاری مشخص شود. نتایج به‌دست‌آمده با الگوریتم کلونی مورچه‌ها، ایمنی بدن، الگوریتم ایمنی بدن ترکیبی، الگوریتم ژنتیک، روش ترکیبی تفاضل تکاملی با ایمنی بدن و مقادیر پیشنهادی هندبوک‌های ماشین‌کاری مقایسه شده است. با توجه به این مقایسه میزان بهبود پاسخ‌های ارائه شده نسبت به روش‌های الگوریتم کلونی مورچه‌ها ۵/۷٪، ایمنی بدن ۴/۵٪، الگوریتم ایمنی بدن ترکیبی ۳٪، الگوریتم ژنتیک ۸/۵٪، روش ترکیبی تفاضل تکاملی با ایمنی بدن ۲٪ و مقادیر پیشنهادی هندبوک‌های ماشین‌کاری ۳۰۰٪ بوده است.

### نوع مقاله: مقاله پژوهشی

دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱۰/۱۸

بازنگری مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۰۱

پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۳/۰۷

### کلید واژگان:

الگوریتم ایمنی بدن  
الگوریتم تفاضل تکاملی  
الگوریتم ازدحام ذرات  
فرزکاری  
الگوریتم هم‌تکاملی

\*نویسنده مسئول: ولی‌اله پناهی‌زاده

پست الکترونیکی:

[v.panahizadeh@sru.ac.ir](mailto:v.panahizadeh@sru.ac.ir)

## مقدمه

الگوریتم‌های بهینه‌سازی در همه‌ی زمینه‌های علوم مهندسی کاربرد دارند، برای نمونه رحمتی‌نژاد [۱] با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک در طراحی مجدد رادیاتور موتور خودرو برای تعیین تعداد فن‌ها به‌نتایج قابل قبولی دست یافته است. انتخاب صحیح پارامترهای ماشین‌کاری در بالا بردن کیفیت و کاهش هزینه‌های تولید بسیار تأثیرگذار است. در گذشته، طراحان خط تولید و یا طراحان فرآیند تولید این پارامترها را تعیین می‌کردند و این تصمیم‌گیری بر اساس تجربه‌های پیشین و یا بر اساس مقادیر ارائه شده در هندبوک‌ها اجرا می‌شد [۲]. البته با این روش هرگز نمی‌توان به کمترین هزینه‌ی تولید و بیشترین نرخ تولید دست یافت. باید به این نکته اشاره کرد که اگرچه اولین پژوهش‌ها درباره‌ی بهینه‌سازی پارامترهای ماشین‌کاری در اوایل قرن ۱۹ انجام شد [۳] اما در بهینه‌سازی این پارامترها، پیچیده‌بودن موضوع، مانعی بر سر راه انجام تحقیقات گسترده بوده است [۴].

روش‌هایی همچون الگوریتم ژنتیک، برنامه‌ریزی پویا<sup>۱</sup>، برنامه‌ریزی عددی<sup>۲</sup> و تکنیک‌های تصمیم‌گیری<sup>۳</sup> در دیگر مقاله‌های بهینه‌سازی به‌کارگرفته شده‌اند اما در هنگام به‌کارگیری آنها امکان برخورد با مشکلاتی وجود دارد که در ادامه توضیح داده می‌شود: موضوع اول امکان دست‌یابی و یا گیر کردن در یک نقطه بهینه محلی و موضوع دوم طولانی و زمانبر بودن چرخه‌ی دست‌یابی به پاسخ بهینه است [۴].

به‌تازگی برای بهینه‌سازی مسائل روز دنیا به جای روش‌های سنتی از الگوریتم‌های تکاملی استفاده می‌شود [۲]. اولین و شناخته شده‌ترین الگوریتم تکاملی، الگوریتم ژنتیک است. هالند [۵] الگوریتم ژنتیک را توسعه داد که به‌صورت روزمره در مسائل مهندسی از آن استفاده می‌شود. کومار [۶] از الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی کیفیت سطح و زمان ماشین‌کاری در فرزکاری ظریف<sup>۴</sup> سود برده است. در دهه‌ی گذشته، بسیاری از محققین روش‌های متفاوت بهینه‌سازی را با هم ترکیب کردند و آنها را توسعه دادند، تا جواب صحیح نهایی را به‌دست آورند [۲]. با توجه به عملکرد بهتر روش‌های پویا در مسائل مختلف می‌توان از آنها برای دست‌یابی به پاسخ بهینه استفاده کرد.

روش‌های پویا برای به‌دست آوردن جواب بهینه در مسائل ماشین‌کاری یا اصلاح شده‌اند یا با دیگر روش‌های بهینه‌سازی ترکیب شده‌اند [۲]. وانگ و همکاران [۴] الگوریتم ژنتیک را با الگوریتم شبیه‌سازی آنیلینگ<sup>۵</sup> ترکیب کردند و یک روش جدید را به نام روش موازی الگوریتم ژنتیک و شبیه‌سازی آنیلینگ<sup>۶</sup> به‌وجود آوردند (PGSA) و از آن برای بهینه‌سازی پارامترهای مختلف در ماشین‌کاری استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده نشان داد که این الگوریتم موفقیت بیشتری در بهینه‌سازی پارامترها نسبت به الگوریتم ژنتیک و همچنین برنامه‌ریزی پویا دارد. ونجی وانگ و همکارانش [۷] با یک طرح خلاقانه و با استفاده از الگوریتم کلونی زنبورها<sup>۷</sup> در یک بهینه‌سازی دوگانه همزمان میزان انرژی مصرفی را در عملیات فرزکاری همراه با زمان مورد نیاز بهینه کرده‌اند.

چین هوا ژو و همکارانش [۸] روش تحلیلی ارتباط خاکستری را- که مناسب داده‌های غیر پیوسته است- با الگوریتم ازدحام ذرات و شبکه عصبی ترکیب کرده و از آن در بهینه‌سازی پارامترهای فرزکاری با تیغه فرز کروی بهره برده‌اند. وینستو وارداهان [۹] با استفاده از ترکیب طراحی آزمایش‌های تاگوجی و روش پاسخ سطح (RSM) به

<sup>1</sup> Dynamic programming

<sup>2</sup> Integer programming

<sup>3</sup> Deterministic techniques

<sup>4</sup> Micro milling

<sup>5</sup> Simulated annealing algorithm

<sup>6</sup> Parallel genetic simulated annealing

<sup>7</sup> Bee colony algorithm

بهینه‌سازی و تحلیلی کیفیت سطح مناسب پرداخته است. اصلانتاش [۱۰] از ترکیب طراحی آزمایش‌ها به روش تاگوچی و آنالیز ارتباط خاکستری به بهینه‌سازی پارامترهای فرزندکاری بر روی آلیاژ تیتانیوم<sup>۱</sup> سود برده است. لایرانگ‌زو و همکارانش [۱۱] از بهینه‌سازی چند هدفه برای کاهش انرژی مورد نیاز ماشین کاری- با در نظر گرفتن بیشترین نرخ تولید- استفاده کرده‌اند. تنهاادیرا و همکارانش [۱۲] نیز از روش بهینه‌سازی چند هدفه برای بهینه‌سازی کیفیت سطح با حفظ نرخ تولید فایده برده‌اند و در طراحی آزمایش‌های خود از روش تاگوچی استفاده کرده‌اند. دانیان و همکارانش [۱۳] نیز از همین روش برای دستیابی به بیشترین نرخ براده‌برداری با کاهش هزینه‌ها در بهینه‌سازی فولاد (AISI P20) سود برده‌اند؛ آنها نیز برای طراحی آزمایش‌های خود روش تاگوچی را به‌کار برده‌اند.

ونکاتاش [۱۴] نیز برای بهینه‌سازی فرآیند فرزندکاری از ترکیب شبکه عصبی و شبیه‌سازی آنیلینگ فایده برده است. شرما و همکارانش [۱۵] از ترکیب روش تاگوچی، ANOVA و رگرسیون خطی با روش بهینه‌سازی پاسخ سطح در بهینه‌سازی پارامترهای فرزندکاری ماده کمپوزیت AA3105 استفاده کرده و به نتایج مطلوبی دست یافته‌اند. البته پژوهشگران از روش‌های بهینه‌سازی در دیگر روش‌های تولید نیز بهره برده‌اند، برای نمونه علی اکبری [۱۶] در بهینه‌سازی پارامترهای ماشین کاری تخلیه الکتریکی سوپر آلیاژ اینکونل ۷۱۸ این روش را به‌کار گرفته است؛ او ابتدا با استفاده از روش تاگوچی، چیدمان بهینه‌سازی آزمایش‌ها را تعیین، سپس با انجام آزمایش و تحلیل واریانس، تأثیرات سهم هر پارامتر ورودی را در خروجی فرآیند مشخص کرده است.

پارامترهای ورودی، زمان روشنی پالس، فاکتور کار، ولتاژ گپ و جریان تخلیه را در نظر گرفته‌اند. همچنین پارامترهای خروجی فرآیند، نسبت سایش الکتروود، نرخ براده‌برداری ماده و بررسی سطح نمونه (توپوگرافی) است. نتیجه بهینه‌سازی صورت گرفته شامل میزان سایش الکتروود کمتر، زبری سطح بهتر و ریزساختار همگن و عاری از ترک است. خلاف بیشتر پیشرفت‌ها و توسعه‌های روی داده در امر بهینه‌سازی، پارامترهای برش فلزات در عملیات ماشین کاری به دلیل پیچیدگی مسائل ماشین کاری و درهم‌آمیختگی و تناقض قیود با تابع هزینه هنوز بهینه‌سازی پارامترهای ماشین کاری یکی از مسائل مورد بررسی در تحقیقات است [۲]؛ بنابراین در سال‌های اخیر میل دست‌یابی به پارامترهای بهینه و ترکیب الگوریتم‌ها افزایش یافته است.

هدف مقاله توسعه دادن و مستحکم‌تر کردن الگوریتم تفاضل تکاملی در جهت دست‌یابی به پارامترهای بهینه ماشین کاری است. این مقاله شیوه‌ای ترکیبی و نوآورانه برای بهینه‌سازی با استفاده از درهم‌آمیختن الگوریتم تفاضل تکاملی و ویرایش دریافت کننده از الگوریتم ایمنی بدن ارائه داده است. استفاده از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات تعیین مقدار ضریب جهش در الگوریتم ایمنی بدن، برای بهینه‌سازی پارامترهای ماشین کاری در فرزندکاری است که از آن در بهینه‌سازی یک مسئله تحقیقاتی استفاده شده است که پیشتر در دیگر مقالات بررسی شده بود. نتایج به‌دست آمده نشان داد که این روش توانایی بهتری در بهینه‌سازی مسئله فوق نسبت به الگوریتم کلونی مورچه‌ها [۱۷]، ایمنی بدن [۱۸]، ایمنی بدن ترکیبی [۱۸]، الگوریتم ژنتیک [۱۹]، روش مستقیم ممکن<sup>۲</sup> [۱۹] و حتی خود الگوریتم ترکیبی با استفاده از در هم آمیختن الگوریتم تفاضل تکاملی و ویرایش دریافت کننده از الگوریتم ایمنی بدن<sup>۳</sup> (HDRE) [۲] و کاتالوگ ماشین کاری [۲۰] مربوط را دارد.

هدف ارائه این مقاله معرفی روشی جهت بهینه‌سازی فرایندهای ماشین کاری در صنعت است.

<sup>1</sup> Ti-6AL-4V

<sup>2</sup> Feasible direction method

<sup>3</sup> hybrid differential evolution and receptor editing algorithm

### مدل و روش بهینه‌سازی فرایند فرزکاری چند ابزاره

عمق برش، پیشروی و سرعت برشی بیشترین تأثیر را روی عملیات ماشین‌کاری دارند [۲]. معمولاً عمق برش با توجه به شکل قطعه‌ی کار و مراحل ماشین‌کاری از پیش تعیین می‌شود. برای عمق براده‌برداری بهتر است در صورت امکان این مقدار در یک پاس انجام شود تا هزینه و زمان ماشین‌کاری کمتر شود؛ بنابراین نیازهای مسئله به پیدا کردن سرعت برشی و پیشروی مناسب محدود می‌گردد. از مرجع [۱۹] برای مدل‌سازی این مسئله استفاده شده است.

### تابع هدف

هدف در بهینه‌سازی پارامترهای ماشین‌کاری، بیشینه‌کردن مقدار سود حاصل از فروش است. در فرایند فرزکاری این بیشینه توسط دو تابع هدف کنترل می‌شود: تابع واحد زمان ساخت و تابع هزینه تولید. تابع هزینه‌ی تولید از جمع هزینه‌ی مواد اولیه، هزینه‌ی برپایی، هزینه‌ی ماشین‌کاری و هزینه‌ی تعویض ابزار به‌دست می‌آید و می‌توان آن را به‌صورت رابطه‌ی (۱) تعریف کرد [۱۹].

$$C_u = c_{mat} + (c_1 + c_o)t_s + \sum_{i=1}^m (c_1 + c_o)K_{1i}V_i^{-1}f_i^{-1} + \sum_{i=1}^m c_{ti}K_{3i}V_i^{\left(\frac{1}{n}-1\right)}f_{ti}^{\left(\frac{w+g}{n}-1\right)} + \sum_{i=1}^m (c_1 + c \quad (1)$$

که در این معادله  $C_{mat}$  هزینه‌ی ماده‌ی اولیه،  $cl$  هزینه‌ی صرف شده جهت کارگر،  $co$  دیگر هزینه‌های دخیل در تولید،  $ts$  زمان مورد نیاز جهت تولید قطعه،  $m$  تعداد مراحل ماشین‌کاری،  $V$  سرعت برشی برحسب متر بر دقیقه و  $f$  سرعت پیش‌روی ابزار بر حسب متر بر دقیقه بوده و همچنین  $w, n, g, Ct$  به ترتیب قیمت ابزار، ضریب لاغری، توان طول عمر ابزار و ضریب توان سطح مقطع براده است. مقادیر ثابت  $K_1$  تا  $K_3$  از رابطه‌های (۲) تا (۴) به‌دست می‌آیند.

$$k1 = \frac{\pi dK}{1000z} \quad (2)$$

$$K2 = \frac{60}{QCn^5 \frac{g}{na} \frac{(g-w)}{n}} \quad (3)$$

$$k3 = \frac{k1}{k3} \quad (4)$$

در معادلات (۲) تا (۴)،  $d$  قطر ابزار،  $K$  طول مسیر براده‌برداری با همان ابزار،  $Z$  تعداد دندانه‌های ابزار،  $C$  عدد ثابت در معادله‌ی برش فلزات و  $Q$  نسبت درگیری ابزار و قطعه‌کار در هر دور است که بسته به نوع عملیات فرزکاری از رابطه‌های (۵) تا (۷) حاصل می‌شود.  $Q$  در شیار تراشی از رابطه‌ی (۵) و در پهلو تراشی از رابطه‌ی (۶) و در پیشانی تراشی از رابطه‌ی (۷) به‌دست می‌آید [۲۱].

$$Q1 = \frac{1}{n} \arcsin \frac{a_{rad}}{d} \quad (5)$$

$$Q2 = \frac{1}{4} + \frac{1}{2\pi} \arcsin \left( \frac{a_{rad}}{d} - 1 \right) \quad (۶)$$

$$Q_3 = \frac{1}{2} \quad (۷)$$

در معادلات (۵) و (۶)  $a_{rad}$  بار شعاعی وارد به ابزار است. همچنین معادله‌ی زمان واحد برای یک عملیات فرزکاری چند ابزاره به صورت رابطه‌ی (۸) تعریف می‌شود [۱۹].

$$Tu = ts + \sum_{i=1}^m K_{1i} V_i^{-1} f_i^{-1} + \sum_{i=1}^m t_{ci} \quad (۸)$$

در معادله‌ی (۸)،  $t_{tc}$  زمان مورد نیاز جهت تعویض ابزار است. سود نهایی را نیز می‌توان از رابطه‌ی (۹) به دست آورد [۱۹].

$$Pr = \frac{Sp - Cu}{Tu} \quad (۹)$$

### قیدها

برای به دست آوردن پارامترهای بهینه باید مقدار سرعت و پیشروی را با قیدهایی مهار کرد تا در چهارچوب مجاز قرار گیرند و از ایجاد پاسخهایی که در عمل، دست‌یابی به آنها غیرممکن است جلوگیری شود. از این رو قیدهای مورد نظر در این پژوهش به صورت زیر بیان می‌شوند:

- ۱- بیشترین توان موتور در ماشین کاری.
- ۲- کیفیت سطح مورد نیاز.
- ۳- بیشترین نیروی برشی قابل تحمل توسط ابزار.
- ۴- بیشترین دور و پیشروی و کمترین دور و پیشروی قابل تامین توسط دستگاه.

### توان

توان مورد نیاز جهت ماشین کاری نباید از بیشترین توان قابل تامین توسط دستگاه بیشتر شود. بنابراین قید توان را می‌توان به صورت رابطه‌ی (۱۰) بیان کرد [۱۹].

$$P = \frac{0.78K_p Wz a_{rad} a}{60\pi d e} V f^{0.8} \quad (۱۰)$$

$$C_5 V f^{0.8} \leq 1$$

که در این رابطه ثابت  $C_5$  با رابطه‌ی (۱۱) تعیین می‌شود [۱۹].

$$C_5 = 0.78K_p Wz a_{rad} \frac{a}{60\pi d e P_m} \quad (۱۱)$$

در معادله‌ی (۱۱)  $K_p$  توان مورد نیاز جهت براده‌برداری،  $a$  عمق بار براده‌برداری شده و  $e$  ضریب کارایی عملیات است.

### کیفیت سطح

کیفیت سطح در عملیات فرزکاری کف‌تراشی از رابطه‌ی (۱۲) و با تیغهی فرز انگشتی از رابطه‌ی (۱۳) به‌دست می‌آیند [۱۹].  
در تیغهی فرز انگشتی این مقدار از رابطه‌ی (۱۲) و در کف‌تراشی از رابطه‌ی (۱۳) استفاده می‌شود.

$$Ra = 318 \frac{f^2}{4d} \quad (12)$$

$$Ra = 318 \frac{f}{\tan(la) + \cot(ca)} \quad (13)$$

که در معادله‌ی بالا  $la$  زاویه‌ی ورود و  $ca$  زاویه‌ی آزاد ابزار هستند.  
کیفیت سطح به‌دست آمده نباید از کیفیت سطح مورد نیاز در هر عملیات بیشتر باشد. بنابر این قید کیفیت سطح را نیز می‌توان از رابطه‌ی (۱۴) برای براده‌برداری با تیغهی فرز انگشتی و از رابطه‌ی (۱۵) برای کف‌تراشی تعیین کرد [۱۹].

$$C6f^2 \leq 1 \quad (14)$$

$$C7f \leq 1 \quad (15)$$

که در این رابطه‌ها ثابت‌های  $(C6)$  و  $(C7)$  با رابطه‌های (۱۶) و (۱۷) تعیین می‌شوند.

$$C_6 = \frac{318(4d)^{-1}}{Ra(at)} \quad (16)$$

$$C_7 = \frac{318[\tan(la) + \cot(ca)]^{-1}}{Ra(at)} \quad (17)$$

در معادله‌ی بالا  $Ra(at)$  کیفیت سطح مجاز در هر عملیات براده‌برداری است.

### قید نیروی برشی

نیروی برشی کل<sup>۱</sup> ( $F_c$ ) که نتیجه‌ی عملیات ماشین‌کاری است نباید از نیروی مجاز ابزار<sup>۲</sup> ( $F_c(per)$ ) بیشتر شود، مقدار این نیرو را می‌توان از رابطه‌ی (۱۸) به‌دست آورد. از بیشترین نیروی برشی مجاز ابزار می‌توان به‌عنوان قید نیروی

<sup>۱</sup> Cutting force

<sup>۲</sup> Permitted cutting force

مجاز ماشین‌کاری استفاده کرد. در نتیجه این قید به صورت رابطه‌ی (۱۹) به دست می‌آید؛ همچنین ثابت برشی (C8) از رابطه‌ی (۲۰) حاصل می‌شود [۱۹].

$$F_c = K_c a f_t z \quad (18)$$

$$C_8 F_c \leq 1 \quad (19)$$

$$C_8 = \frac{1}{F_{C(per)}} \quad (20)$$

## الگوریتم تکامل تفاضلی، سیستم ایمنی بدن و ازدحام ذرات

### الگوریتم تفاضل تکاملی

الگوریتم تفاضل تکاملی به وسیله‌ی استورم و پرایس [۲۲] معرفی شد. این الگوریتم بر اساس بهینه‌سازی و تکامل تدریجی جامعه پایه‌گذاری شد و تکامل تدریجی طبیعت را با یک مکانیزم ترکیب کرده تا یک جست‌وجوی هدفمند چند جهته بر اساس پراکندگی پاسخ‌ها در راستای بردار، پاسخ را ارائه دهد. استراتژی اصلی این الگوریتم ساخت مقادیر جدید ورودی با محاسبه مقدار اختلاف بین دو متغیر دیگر است که به صورت تصادفی از میان جمعیت انتخاب شده‌اند. این الگوریتم دارای سه عملگر مهم است: جهش، ترکیب و انتخاب که در این الگوریتم در آغاز یک بردار به صورت رندم ساخته خواهد شد تا روی این جمعیت عملیات جهش، ترکیب و انتخاب صورت گیرد و جمعیت جدید ساخته شود. عملگرها و اپراتورهای مورد نظر در ادامه توضیح داده می‌شوند [۲۲].

### جهش

این الگوریتم از وزن‌دهی تفاضل بین دو متغیر برای ساخت متغیر سوم بهره می‌برد. نام این عملیات جهش است سپس متغیرهای جهش یافته با پارامترهای بردار پیشین ترکیب می‌شود و بردار هدف را تشکیل می‌دهند این بردار از این پس بردار آزمایش نامیده خواهد شد.

برای هر بردار هدف  $x_{iG} = 1, 2, 3, \dots, Np$  (population size) بردار جهش یافته با رابطه‌ی (۲۱) ساخته می‌شود.

$$V_{i,G+1} = x_{r1,G} + F(x_{r2,G} - x_{r3,G}) \quad (21)$$

که متغیر  $i$  از مجموعه  $r1, r2, r3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$  به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و باید از دو بردار سود برد، معادله‌ی بالا ( $F$ ) ضریب بزرگنمایی نام دارد و وظیفه‌ی تقویت تأثیر روی میزان اختلاف  $(x_{r2,G} - x_{r3,G})$  را به عهده دارد. (NP) بیانگر تعداد جمعیت بوده، در طول جست‌وجو ثابت است [۲۲].

### ترکیب

برداروالد با بردار جهش یافته ترکیب می‌شود و یک بردار آزمایشی جدید را می‌سازند ( $u_{ji,G+1}$ )

$$u_{ji,G+1} = \begin{cases} u_{ji,G+1} & \text{if } (rndj \leq CR) \text{ OR } j = rn_i \\ x_{ji,G} & \text{if } (rndj \leq CR) \text{ AND } j = rn_i \end{cases} \quad (22)$$

که  $D, \dots, 2, 1 = z$  و  $\text{rndj} \in [0, 1]$  یک عدد تصادفی است. CR را ثابت ترکیب می‌نامند و عددی بین  $[0, 1]$  است و  $\text{rni} \in (1, 2, \dots, D)$  نیز تصادفی انتخاب می‌شود. D بیان کننده تعداد متغیرهای بردار آزمون است [۲۲].

### انتخاب

در این مرحله بردار ساخته شده در مراحل گذشته برآورد شده و کارایی آن با بردار هدف مقایسه و بردار برتر برگزیده می‌شود. اگر این بردار بتواند پاسخ کوچکتری تولید کند برای مرحله آینده به عنوان تابع هدف ذخیره می‌شود در غیر این صورت تابع هدف بدون تغییر باقی می‌ماند [۲۲].

$$u_{ji,G+1} = \begin{cases} u_{i,G+1} & \text{if } f(u_{i,G+1}) \leq f(x_{i,G}) \\ x_{i,G} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

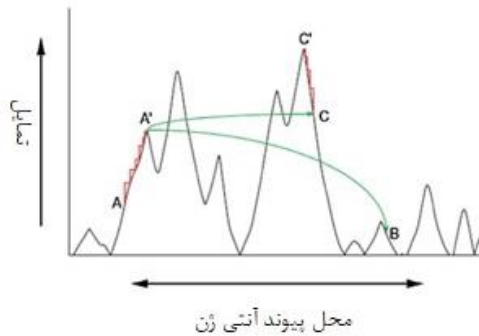
در این مقاله از مقادیر ۰/۸ و ۰/۹۵ به ترتیب برای F و CR استفاده شده است.

### الگوریتم سیستم ایمنی

سیستم طبیعی ایمنی بدن نقش حیاتی در محافظت از سلامتی بدن در مواجهه با آلودگی‌های خارجی همانند ویروس‌ها، باکتری‌ها و دیگر ذرات را برعهده دارد که به آنها آنتی‌ژن گفته می‌شود. سیستم ایمنی بدن وظیفه دارد تا تمامی سلول‌های موجود در بدن را شناسایی کرده و به صورت خودی و یا ناخودی طبقه‌بندی کند. بیماری‌ها به صورت ناخودی و بی‌خطر به صورت خودی نامگذاری می‌شوند. انواع مختلفی از سلول‌های ایمنی در بدن وجود دارد. لیمفوتیک‌ها مهم‌ترین گونه‌های سلول‌های ایمنی بدن هستند و در دو دسته‌ی T و B طبقه‌بندی می‌شوند. سلول‌های B می‌توانند آنتی‌ژن‌ها را در حلال‌هایی همچون خون تشخیص دهند و سلول‌های T نیز در دیگر مناطق، توانایی تشخیص آنتی‌ژن‌ها را دارند [۲۳].

### روش ویرایش گیرنده

این روش مکانیزمی است که سبب حفظ تنوع در داده‌ها می‌شود و از گیرکردن تابع در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌کند و پاسخ‌های جدید ارائه می‌دهد. در شکل (۱) یک میدان پاسخ‌های ممکن فرضی نمایش داده شده است.



شکل ۱. شماتیک ارائه شده برای معرفی فضای جست‌وجوی آنتی‌ژن‌ها در یک فضای ممکن فرضی.

محور افقی نشان‌دهنده‌ی تمام آنتی‌ژن‌های ممکن است و محور عمودی نشان‌دهنده میل ترکیبی آنتی‌بادی‌ها است. هنگامی که در سیستم ایمنی یک آنتی‌بادی خاص انتخاب می‌شود (A) به صورت تدریجی و با گام‌های کوچک آنتی‌بادی‌هایی با مرکزیت آن ساخته می‌شود تا مکان اطراف را برای یافتن پیوند قوی‌تر جست‌وجو کند. با این روش ممکن است آنتی‌بادی در یک بهینه محلی گیر کرده و نتواند به بهترین پاسخ دست یابد. ویرایش دریافت کننده به ما این اجازه را می‌دهد تا گام‌هایی بلند برداشته و در مکان دیگر به جست‌وجو بپردازیم البته ممکن است که در یک بهینه محلی دیگر گیر کرد (B) گهگاهی این احتمال وجود دارد که به یک منطقه‌ی بلندتر پرش کنیم (C) که در منطقه‌ی جدید احتمال دستیابی به بهینه کلی بیشتر باشد. در نتیجه این عمل ممکن است از گیر کردن دامنه‌ی پاسخ در یک بهینه محلی جلوگیری کند. در این روش درصدی از ورودی‌ها با داده‌هایی که به صورت تصادفی ساخته می‌شوند جایگزاری می‌شوند. این عمل سبب می‌شود که الگوریتم در محل‌های جدید شروع به جست‌وجو کرده و از گیر کردن در یک بهینه محلی فرار کند [۲۴].

برای تطبیق روش ویرایش دریافت کننده ایمنی بدن با الگوریتم تکامل تفاضلی به کار گرفته شده است، شیوه‌ی آن در ادامه توضیح داده می‌شود؛ ابتدا پس از برآورد اولیه تابع هدف، بهترین جواب به دست آمده انتخاب شده و بقیه‌ی جامعه پاک می‌شود سپس بردار انتخاب شده به اندازه مورد نیاز جامعه‌ی هدف گسترش داده می‌شود به شیوه‌ای که در ادامه توضیح داده می‌شود. بردار گسترش یافته<sup>۱</sup> (EP) نامیده می‌شود و از یک بردار افقی به برداری عمودی تغییر داده می‌شود، هر متغیر ( $C_i$ ) نامیده می‌شود. سپس به اندازه جمعیت مورد نیاز تکرار می‌شود [۲۴].

$$EP = \begin{cases} C_1 & C_1 = \{x_1, x_1, x_1, \dots, x_1\} = \{q_1, q_2, \dots, q_{nc}\} \\ C_2 & C_2 = \{x_2, x_2, x_2, \dots, x_2\} = \{q_{nc+1}, q_{nc+2}, \dots, q_{2nc}\} \\ \vdots & \\ C_n & C_n = \{x_n, x_n, x_n, \dots, x_n\} \end{cases} \quad (24)$$

در معادله‌ی بالا  $q_i$  شمارنده‌ی آنتی‌بادی گسترش داده شده و  $C_i$  شماره‌ی مربوط به هر مجموعه از آنتی‌بادی‌های جدید است. جمعیت به دست آمده با رابطه‌ی (۲۵) جهش داده می‌شود. ضریب جهش ( $\alpha$ ) است و (rand) بردار اعداد تصادفی بین ۱ و -۱ است.

$$c_i^* = q_i + \alpha \times rand \quad i = 1 \dots \dots \dots nc \quad (25)$$

### الگوریتم هم تکاملی با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش بهینه‌سازی تصادفی مبتنی بر جمعیت بوده و الهام گرفته از رفتار اجتماعی و حرکت گروهی پرندگان و ماهی‌ها است. الگوریتم ازدحام ذرات شباهت زیادی با تکنیک‌های محاسباتی تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک دارد. این سیستم با جمع‌آوری راه‌حل‌های تصادفی و جست‌وجو برای بهینه‌سازی با روزرسانی نسل‌ها آغاز می‌شود. با این حال، خلاف الگوریتم ژنتیک الگوریتم ازدحام ذرات هیچ اپراتور تکاملی مانند ترکیب و جهش ندارد. در این الگوریتم راه‌حل‌های بالقوه، ذرات نامیده می‌شوند که از طریق فضای مشکل با دنبال کردن ذرات بهینه مطلوب حرکت می‌کنند. در این الگوریتم هر یک از راه‌حل‌ها یک ذره در فضای جست‌وجو

<sup>1</sup> Extended population

است و تمام ذرات دارای مقادیر متناسب هستند که با تابع هدف برای بهینه‌سازی ارزیابی می‌شوند و ذرات دارای سرعت‌هایی هستند که حرکت آنها را هدایت کرده و از طریق فضای تشکیل شده به سوی ذرات بهینه مطلوب جریان می‌یابند [۲۵].

### نحوه‌ی عملکرد

الگوریتم ازدحام ذرات با گروهی از ذرات تصادفی آغاز می‌شود و سپس با بروزرسانی نسل‌ها جست‌وجو و پیگیری می‌شود. در هر تکرار هر ذره با دو ارزش بروزرسانی می‌شود. اولین مورد بهترین راه حلی است که تاکنون به‌دست آمده است. این مقدار بهترین ارزش جهانی<sup>۱</sup> نام دارد و ارزش دیگر بهترین مقدار است که تا کنون با هر ذره در جمعیت به‌دست آمده است، این ارزش مقدار بهینه محلی<sup>۲</sup> نامیده می‌شود. پس از پیدا کردن بهترین مقادیر برای بهینه‌ی محلی و بهینه‌ی جهانی سرعت و موقعیت ذره خود را با معادله‌های (۲۶) و (۲۷) بروز می‌کند [۲۵].

$$x^{new} = x + V \quad (26)$$

$$V = C_1 r_1 (x^{lb} - x) + C_2 r_2 (x^{gb} - x) + v_{old} \quad (27)$$

که در آن  $v$  سرعت ذرات،  $x$  ذره فعلی،  $x^{gb}$  بهینه محلی،  $x^{lb}$  بهینه جهانی،  $r$  یک عدد تصادفی بین (۰،۱)،  $W$  ضریب اینرسی ذره،  $v_{old}$  سرعت ذره در تکرار قبل،  $C_1$  و  $C_2$  عامل یادگیری هستند معمولاً  $C_1 = C_2 = 2$  [۲۵].

در این مرحله به نقطه‌ای رسیده‌ایم که می‌بایست الگوریتم ایمنی بدن و حرکت ذرات را باهم درآمیخته تا به‌صورت هم‌تکاملی به پاسخ بهینه‌تری دست یافت. با توجه به توضیحات ارائه‌شده در بخش ایمنی بدن مشخص است که آلفا ضریب جهش نقش اساسی و مهمی را در فرآیند ساخت هر آنتی‌ژن به‌عهده دارد با الگو قرار دادن مرجع [۲۲] می‌توان برای به‌دست آوردن یک آنتی‌ژن قوی با بهینه‌سازی ضریب جهش با الگوریتم حرکت ذرات به این مهم دست یافت. روند الگوریتم را می‌توان به‌صورت زیر توضیح داد. با توجه به رابطه‌ی (۲۵) الگوریتم را به‌صورتی تعریف می‌کنیم که در هر تکرار الگوریتم ایمنی بدن و پس از ساخت آنتی‌ژن مربوط به الگوریتم حرکت ذرات وارد شده و با بهینه‌سازی ضریب جهش آن آنتی‌ژن بهینه‌تر شود همچنین با توجه به نوع مسئله و دامنه تغییرات از دو نوع ضریب جهش استفاده خواهد شد. بازه‌ی ضریب جهش سرعت برشی بین (۰ و ۱) و بازه‌ی ضریب جهش سرعت پیشروی (۰ و ۰/۵). در این مقاله تعداد گروه ۲۰، تعداد تکرار ۲۰،  $C_1$  و  $C_2$  برابر ۲ و ضریب اینرسی برابر صفر تعیین شده است.

### هدف روش ترکیبی تکاملی ارائه شده

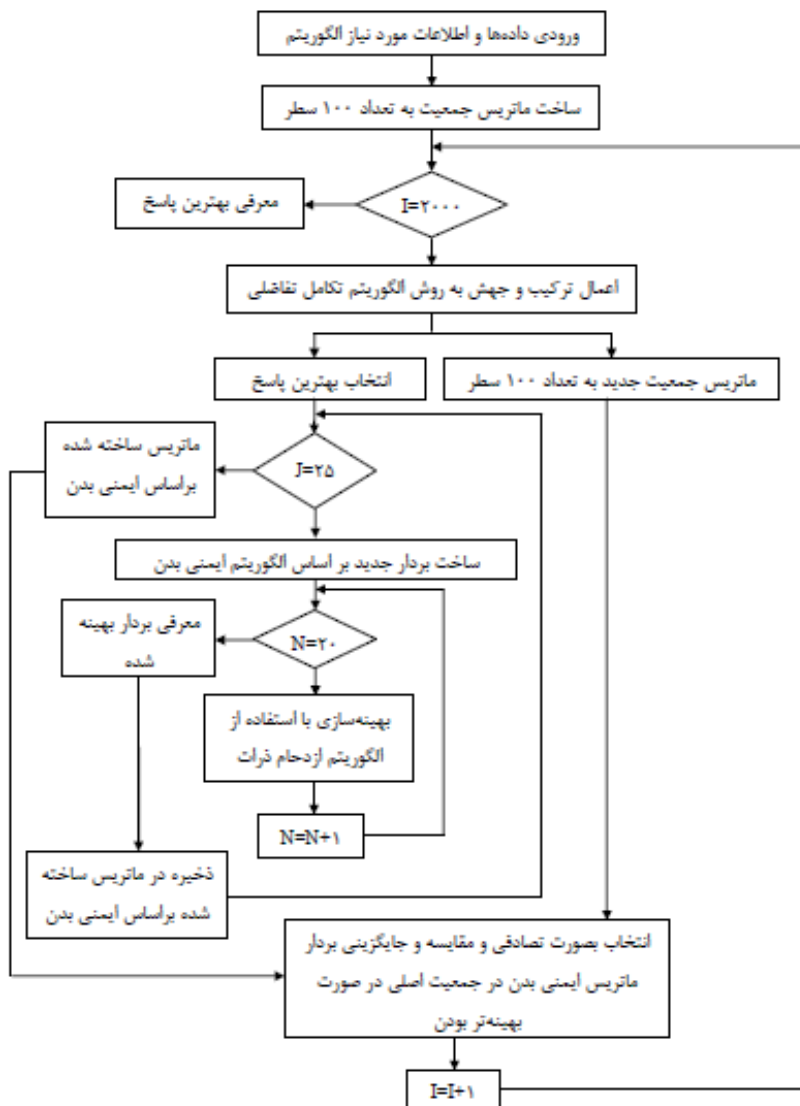
این مقاله ابتدا روشی ترکیبی برای بهینه‌سازی پارامترهای فرزندکاری را معرفی می‌کند. این روش از همکاری الگوریتم تفاضل تکاملی با روش ویرایش دریافت کننده از الگوریتم ایمنی بدن سود برده است. روش الگوریتم تفاضلی در تحقیقات گوناگونی همانند: طراحی فیلتر دیجیتال، یادگیری شبکه‌های عصبی، تصمیم‌گیری فازی در حل مسائل سوخت اتانولی، نفوذ چندسنسوری، بهینه‌سازی پویای راکتورهای پیوسته پلیمری، عملیات حمام تخمیر، انتخاب پارامترهای ماشین‌کاری در تراشکاری چند مرحله‌ای و بهینه‌سازی عملیات سنگ زنی سطح کاربرد دارد [۴]. هرچند که الگوریتم تکامل تفاضلی در جست‌وجوی همسایگی برای مسائل پیچیده بسیار موثر است ولی پتانسیل گیرکردن در

<sup>1</sup> Global best

<sup>2</sup> local best

یک بهینه محلی دارد [۲]. این مقاله روشی ترکیبی برای بهینه‌سازی پارامترهای ماشین‌کاری فرایند فرزکاری ارائه کرده است. این روش پس از انتخاب عملگرها سیستم ویرایش به روی تمام آنها اعمال می‌شود تا در بهینه محلی گیر نکنند. در این تحقیق ۲۵٪ از جمعیت انتخاب شده و عمل ویرایش روی آنها صورت می‌گیرد، سپس به صورت رندم یک عضو انتخاب و با عضو جدید مقایسه می‌شود اگر متغیر انتخابی دارای شرایط بهتری باشد حفظ شده و جایگذاری می‌شود در غیر این صورت رها شده و دیگری منتخب است.

با توجه به اینکه هدف بهینه‌سازی پارامترهای فرایند فرزکاری است. روش پیشنهادی روی یک آزمایش تحقیقاتی اعمال شد و نتایج به دست آمده با دیگر نتایج حاصل از مقالات گذشته‌ی دیگر پژوهشگران مقایسه شد. نتیجه بیانگر آن بود که روش پیشنهادی می‌تواند جایگزینی مناسب برای روش‌های پیشین باشد. مراحل انجام الگوریتم را می‌توان به صورت زیر مرتب کرد. همچنین فلوجارت الگوریتم استفاده شده نیز در شکل (۲) نشان داده شده است.



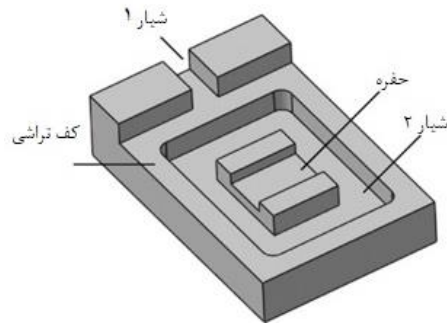
شکل ۲. فلوچارت الگوریتم استفاده شده در بهینه‌سازی فرآیند فرزکاری.

### نمونه بررسی شده برای عملیات فرزکاری

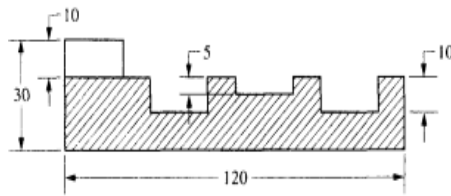
در این تحقیق هدف ساخت قطعه نشان داده شده در شکل (۳) با استفاده از فرز سی ان سی<sup>۱</sup> است و همچنین نیاز است که پارامترهای ماشین‌کاری در جهت دستیابی به بالاترین میزان سود تعیین شوند. خصوصیات و مقادیر

<sup>1</sup> Computer numerical control

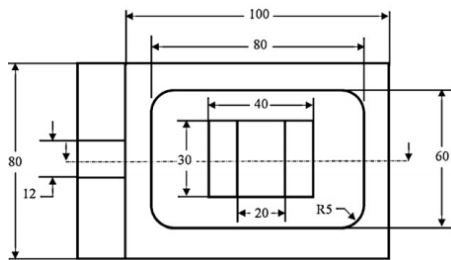
عددی مربوط به ماشین، قطعه کار و ثابت‌های مورد نیاز در جدول شماره (۱) نشان داده شده که لازم به ذکر است مشخصات یاد شده برای مواد اولیه فولاد با کد ۱۰L۵۰ است [۱۹].



شکل ۳. محل و نوع مراحل فرزکاری‌های مورد نیاز [۲].



شکل ۴. ابعاد و اندازه‌های مورد نیاز جهت فرزکاری (ابعاد به میلی‌متر) [۲].



شکل ۵. ابعاد و اندازه‌های قطعه کار برای فرزکاری (ابعاد به میلی‌متر) [۲].

جدول ۱. مشخصات و ثابت‌های ماشین‌کاری فولاد با کد ۱۰L۵۰.

متغیر	مقدار	واحد	متغیر	مقدار	واحد
$w$	۰/۲۸	بی بعد	$S_p$	۲۵	دلار
$K_p$	۲/۲۴	بی بعد	$c_{mat}$	۰/۵	دلار
$K_c$	۱۸۰۰	مگاپاسگال	$c_o$	۱/۴۵	دلار بر دقیقه
$W$	۱/۱	بی بعد	$c_i$	۰/۴۵	دلار بر دقیقه
$n$	۰/۱۵	برای ابزار تند بر (HSS)	$n$	۰/۳	برای ابزار کاربیدی
$t_{tc}$	۰/۵	دقیقه	$t_s$	۲	دقیقه

متغیر	مقدار	واحد	متغیر	مقدار	واحد
C	۱۰۰/۰۵	برای ابزار کاربردی	C	۳۳/۹۸	برای ابزار تند بر (HSS)
P <sub>m</sub>	۸/۵	کیلووات	g	۰/۱۴	بی بعد
e	۹۵	درصد	سختی	۲۲۵	برینل (BHN)

حدود سرعت و پیشروی در این تحقیق در جدول شماره (۲) نمایان است. قطعه نمایش داده شده در شکل (۳) به چهار نوع ماشین کاری نیاز دارد که به ترتیب کف‌تراشی، پاکت‌تراشی و دوشیارتراشی هستند البته ابعاد و اندازه‌های مورد نیاز برای ماشین کاری در شکل (۴-۵) آورده شده‌اند. ماشین‌کاری‌های مورد نیاز در جدول شماره (۲) مشخص شده است و به ترتیب کف‌تراشی، گوشه‌تراشی، حفره‌تراشی و دوشیارتراشی هستند. ابزار استفاده شده در هر عملیات و اطلاعات مربوط به آنها در جدول شماره (۳) و (۵) مشخص است [۱۷].

### جدول ۲. حدود سرعت برشی و پیشروی‌های مورد نیاز در مراحل مختلف فرزکاری [۱۷].

شماره فرایند براده برداری	نوع فرایند براده برداری	بازه سرعت (میلیمتر بر دقیقه)	بازه پیشروی (میلیمتر بر دندانه)
۱	پیشانی تراشی	۶۰-۱۲۰	۰/۰۵-۰/۴
۲	گوشه تراشی	۴۰-۷۰	۰/۰۵-۰/۵
۳	حفره تراشی	۴۰-۷۰	۰/۰۵-۰/۵
۴	شیار تراشی ۱	۳۰-۵۰	۰/۰۵-۰/۵
۵	شیار تراشی ۲	۳۰-۵۰	۰/۰۵-۰/۵

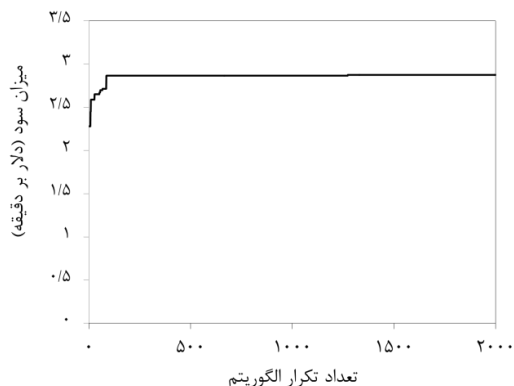
با توجه به اینکه هدف دست‌یابی به شرایط برشکاری بهینه برای ساخت قطعه با بیشترین سود ممکن است در الگوریتم ترکیبی معرفی شده در این تحقیق پارامترها و ثابت‌های زیر در نظر گرفته شده‌اند.

الف: تعداد متغیرها ۴۰

ب: تعداد جمعیت مورداستفاده ۱۰۰ عدد

ج: تعداد استفاده از تابع هدف ۲۰۰۰ مرتبه

مقادیر به‌دست آمده با استفاده از الگوریتم پیشنهادی در جدول (۴) نشان داده شده است و با توجه به مقایسه صورت گرفته بین مقادیر به‌دست آمده با الگوریتم پیشنهادی و مقادیر ارائه شده‌ی دیگر پژوهشگران مشخص است که بیشترین میزان نرخ سود با الگوریتم معرفی شده به‌دست آمده است. مقایسه نتایج به‌دست آمده و درصد بهبود نتایج با دیگر روش‌ها در جدول شماره (۶) نشان داده شده است. در شکل‌های شماره (۷-۹) نمودارهای میله‌ای از مقایسه تابع واحد هزینه، تابع واحد زمان و تابع سود حاصله نمایش داده شده است. لازم به ذکر است که در الگوریتم ژنتیک و ایمنی بدن به ترتیب تعداد دفعات به‌کارگیری تابع هدف ۲۰۰۰ و ۱۵۰۰۰ مرتبه بوده است و این مقدار با استفاده از الگوریتم ترکیبی معرفی شده در مرجع [۲] به ۴۰۰۰ مرتبه کاهش یافته بود، در الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله ضریب همگرایی نیز بهبود یافته و بهترین جواب با ۲۰۰۰ تکرار به‌دست آمده که مشخص می‌شود در مقایسه با دیگر روش‌ها پاسخ بهتری ارائه داده است. در شکل (۶) نمودار پاسخ به تعداد تکرار رسم شده، همچنین مقادیر بهینه به‌دست آمده از این روش در جدول شماره (۷) ارائه شده است.



شکل ۶. نمودار پاسخ نسبت به تعداد تکرار توسط الگوریتم پیشنهادی.

جدول ۳. مشخصات عملیات‌های فرزکاری [۱۹].

شماره فرایند براده برداری	نوع فرایند براده برداری	شماره ابزار	عمق براده (میلیمتر)	طول مسیر (میلیمتر)	کیفیت سطح (میکرومتر)	نیروی مجاز (نیوتن)
۱	پیشانی تراشی	۱	۱۰	۴۵۰	۲	۱۵۶۴۴۹۴
۲	گوشه تراشی	۲	۵	۹۰	۶	۱۷۱۱۷۷۴
۳	حفره تراشی	۲	۱۰	۴۵۰	۵	۱۷۱۱۷۷۴
۴	شیار تراشی ۱	۳	۱۰	۳۲	-	۱۴۲۶۴۷۸
۵	شیار تراشی ۲	۳	۵	۸۴	۱	۱۴۲۶۴۷۸

جدول ۴. مقادیر بدست آمده توسط الگوریتم پیشنهادی.

روش	واحد سود (دلار بر دقیقه)	واحد زمان (دقیقه)	واحد هزینه (دلار)
الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله	۲/۸۷	۵/۰۴	۱۰/۴۹

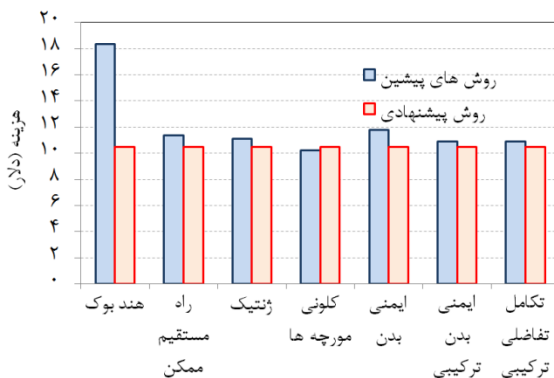
جدول ۵. اطلاعات ابزارها [۱۹].

شماره ابزار	نوع ابزار	جنس ابزار	قطر ابزار (میلیمتر)	تعداد دندانه	قیمت (دلار)
۱	کف تراش	کارباید	۵۰	۶	۴۹/۵۰
۲	فرز انگشتی	تندبر	۱۰	۴	۷/۵۵
۳	فرز انگشتی	تندبر	۱۲	۴	۷/۵۵

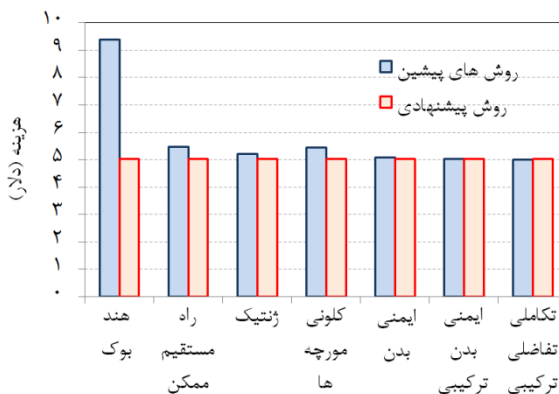
جدول ۶. مقایسه نتایج بدست آمده برای بهینه‌سازی فرایند فرزکاری.

روش	واحد سود (دلار بر دقیقه)	واحد زمان (دقیقه)	واحد هزینه (دلار)	نسبت بهبود نتایج (%)
هند بوک [۲۰]	۰/۷۱	۹/۴۰	۱۸/۳۶	٪۳۰۰
روش راه مستقیم [۱۹]	۲/۴۹	۵/۴۸	۱۱/۳۵	٪۱۳

روش	واحد سود (دلار بر دقیقه)	واحد زمان (دقیقه)	واحد هزینه (دلار)	نسبت بهبود نتایج (%)
الگوریتم ژنتیک [۱۹]	۲/۶۵	۵/۲۲	۱۱/۱۱	٪۸/۵
الگوریتم کلونی مورچه‌ها [۱۷]	۲/۷۲	۵/۴۳	۱۰/۲۰	٪۵/۷
الگوریتم ایمنی بدن [۱۸]	۲/۷۵	۵/۰۷	۱۱/۰۸	٪۴/۵
الگوریتم ایمنی بدن ترکیبی [۱۸]	۲/۷۹	۵/۰۴	۱۰/۹۱	٪۳
الگوریتم تکامل تفاضلی ترکیبی [۴]	۲/۸۲	۵/۰۰	۱۰/۹۰	٪۲



شکل ۷. نمودار مقایسه تابع واحد هزینه بین روش‌های پیشین و روش پیشنهادی.



شکل ۸. نمودار مقایسه تابع واحد زمان بین روش‌های پیشین و روش پیشنهادی.



شکل ۹. نمودار مقایسه تابع واحد سود بین روش‌های پیشین و روش پیشنهادی.

جدول ۷. میزان سرعت و پیشروی بهینه بدست آمده.

شماره فرایند براده برداری	نوع فرایند براده برداری	شماره ابزار	پیشروی بهینه (میلیمتر بر دندانه)	سرعت بهینه (میلیمتر بر دقیقه)
۱	پیشانی تراشی	۱	۰/۰۷۷۶	۱۲۰
۲	گوشه تراشی	۲	۰/۵	۴۰
۳	حفره تراشی	۲	۰/۵	۴۰
۴	شیار تراشی ۱	۳	۰/۵	۳۰
۵	شیار تراشی ۲	۳	۰/۳۴۸	۵۰

## نتیجه گیری

در این تحقیق علاوه بر الگوریتمی که در مرجع [۲] آقای ییلدیز پیشنهاد داده بود برای دستیابی به الگوریتمی با توانایی هم‌تکاملی خود الگوریتم ازدحام ذرات به کار گرفته شد که با موفقیت در بهبود شرایط ماشین کاری استفاده شد و توانست به موفقیت قابل ملاحظه‌ایی در مقایسه با الگوریتم کلونی مورچه‌ها [۱۷]، ایمنی بدن [۱۸]، ایمنی بدن ترکیبی [۱۸]، ژنتیک [۱۹] دست یابد، در جدول شماره (۷) مشخص است که با این الگوریتم در مقایسه با دیگر مقالات می‌توان به پاسخ مناسب‌تری دست پیدا کرد. نتایج نشان داد که می‌توان از این روش به‌عنوان جایگزینی برای روش‌های بهینه‌سازی پارامترهای فرزکاری استفاده کرد. به‌علاوه می‌توان به آسانی این روش را با دیگر روش‌های براده‌برداری تطبیق داد و با دیگر قیود به‌سهولت ترکیب کرد. می‌توان از این روش برای دیگر موارد ماشین کاری نیز سود برد. هدف پیشرو در آینده استفاده از این روش برای بهبود عملیات دیگر ماشین کاری همانند سنگ‌زنی، تراشکاری، سوراخکاری و عملیات دیگر ساخت است.

جدول ۷. میزان بهبود نتایج در بهینه‌سازی فرایند فرزکاری.

روش	نسبت بهبود نتایج (%)
هند بوک [۲۰]	٪۳۰۰
روش راه مستقیم [۱۹]	٪۱۳
الگوریتم ژنتیک [۱۹]	٪۸/۵

روش	نسبت بهبود نتایج (%)
الگوریتم کلونی مورچه‌ها [۱۷]	۵۷٪
الگوریتم ایمنی بدن [۱۸]	۴۵٪
الگوریتم ایمنی بدن ترکیبی [۱۸]	۳٪
الگوریتم تکامل تفاضلی ترکیبی [۴]	۲٪

## References

- [1] Rahmatinejad, B., Abbasgholipour, M., & Mohammadi Alasti, B. (2021). Redesign of engine radiator based on number of optimal fans using a genetic algorithm. *Karafan Quarterly Scientific Journal*, 17(4), 97-115. <https://doi.org/10.48301/kssa.2021.128398>
- [2] Yildiz, A. R. (2013). Hybrid Taguchi-differential evolution algorithm for optimization of multi-pass turning operations. *Applied Soft Computing*, 13(3), 1433-1439. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.01.012>
- [3] Taylor, F. W. (1906). *On the art of cutting metals* (3 ed.). American Society of Mechanical Engineers. <https://www.amazon.com/art-cutting-metals-F-Taylor/dp/B0000EEXDY>
- [4] Wang, Z. G., Rahman, M., Wong, Y. S., & Sun, J. (2005). Optimization of multi-pass milling using parallel genetic algorithm and parallel genetic simulated annealing. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 45(15), 1726-1734. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2005.03.009>
- [5] Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Massachusetts Institute of Technology press. <https://ieeexplore.ieee.org/book/6267401>
- [6] Leo Kumar, S. P. (2018). Experimental investigations and empirical modeling for optimization of surface roughness and machining time parameters in micro end milling using Genetic Algorithm. *Measurement*, 124, 386-394. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.04.056>
- [7] Wang, W., Tian, G., Chen, M., Tao, F., Zhang, C., Ai-Ahmari, A., Li, Z., & Jiang, Z. (2020). Dual-objective program and improved artificial bee colony for the optimization of energy-conscious milling parameters subject to multiple constraints. *Journal of Cleaner Production*, 245(1-3), 118714. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118714>
- [8] Zhou, J., Ren, J., & Yao, C. (2017). Multi-objective optimization of multi-axis ball-end milling Inconel 718 via grey relational analysis coupled with RBF neural network and PSO algorithm. *Measurement*, 102, 271-285. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2017.01.057>
- [9] Vishnu Vardhan, M., Sankaraiah, G., Yohan, M., & Jeevan Rao, H. (2017). Optimization of Parameters in CNC milling of P20 steel using Response Surface methodology and Taguchi Method. *Materials Today: Proceedings*, 4(8), 9163-9169. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.07.273>
- [10] Aslantas, K., Ekici, E., & Çiçek, A. (2018). Optimization of process parameters for micro milling of Ti-6Al-4V alloy using Taguchi-based gray relational analysis. *Measurement*, 128, 419-427. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.06.066>
- [11] Zhou, L.-r., Li, J., Fangyi, L., Mendis, G., & Sutherland, J. (2018). Optimization Parameters for Energy Efficiency in End milling. *Procedia CIRP*, 69, 312-317. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.12.005>

- [12] Tlhabadira, I., Daniyan, I., Masu, L., & VanStaden, L. R. (2019). Process Design and Optimization of Surface Roughness during M200 TS Milling Process using the Taguchi Method. *Procedia CIRP*, 84, 868-873. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.200>
- [13] Daniyan, I. A., Tlhabadira, I., Daramola, O. O., & Mpofo, K. (2019). Design and Optimization of Machining Parameters for Effective AISI P20 Removal Rate during Milling Operation. *Procedia CIRP*, 84, 861-867. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.301>
- [14] Mundada, V., & Kumar Reddy Narala, S. (2018). Optimization of Milling Operations Using Artificial Neural Networks (ANN) and Simulated Annealing Algorithm (SAA). *Materials Today: Proceedings*, 5(2), 4971-4985. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.12.075>
- [15] Sharma, A., Islam, A., Sharma, K., & Singh, P. K. (2021). Optimization techniques to optimize the milling operation with different parameters for composite of AA 3105. *Materials Today: Proceedings*, 43, 224-230. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.11.649>
- [16] Aliakbari, K., Saberli, M. R., & Andalib, M. (2021). Applying Taguchi method to optimize EDM parameters on Inconel 718 super alloy. *Karafan Quarterly Scientific Journal*, 17(4), 163-180. <https://doi.org/10.48301/kssa.2021.128402>
- [17] Baskar, N., Asokan, P., Prabhakaran, G., & Saravanan, R. (2005). Optimization of Machining Parameters for Milling Operations Using Non-conventional Methods. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 25(11), 1078-1088. <https://doi.org/10.1007/s00170-003-1939-9>
- [18] Rıza Yıldız, A. (2009). A novel hybrid immune algorithm for global optimization in design and manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 25(2), 261-270. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2007.08.002>
- [19] Tolouei-Rad, M., & Bidhendi, I. M. (1997). On the optimization of machining parameters for milling operations. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 37(1), 1-16. [https://doi.org/10.1016/S0890-6955\(96\)00044-2](https://doi.org/10.1016/S0890-6955(96)00044-2)
- [20] Machinability Data Center Cincinnati Ohio .(1980) .*Machining Data Handbook* (3 ed.). TechSolve. <https://www.standardsmedia.com/Machining-Data-Handbook-3rd-Edition-2---Volume-Set-3137-book.html>
- [21] Lee, Y., Resiga, A., Yi, S., & Wern, C. (2020). The Optimization of Machining Parameters for Milling Operations by Using the Nelder–Mead Simplex Method. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 4(3), 1-22. <https://www.mdpi.com/2504-4494/4/3/66>
- [22] Storn, R., & Price, K. (1997). Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization*, 11(4), 341-359. <https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>
- [23] De Castro, L. N., & Von Zuben, F. J. (1999). *Artificial immune systems: Part I–basic theory and applications*. Universidade Estadual de Campinas, Dezembro de, Technical Report 210. [https://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/research/lnunes\\_dout/relatorios/rt\\_dca0199.pdf](https://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/research/lnunes_dout/relatorios/rt_dca0199.pdf)
- [24] Mahdaveinejad, R. A., Khani, N., & Fakhrabadi, M. M. S. (2012). Optimization of milling parameters using artificial neural network and artificial immune system. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 26(12), 4097-4104. <https://doi.org/10.1007/s12206-012-0882-9>
- [25] He, Q., & Wang, L. (2007). An effective co-evolutionary particle swarm optimization for constrained engineering design problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(1), 89-99. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2006.03.003>