



## استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی زنبورعسل، کلاغ و الگوریتم ژنتیک در شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر

احمد مشایخی<sup>۱\*</sup>، عماد ایمانیان<sup>۲</sup>، وحید مدانلو<sup>۱</sup>، بهنام آخوندی<sup>۱</sup>

۱- استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی سیرجان، سیرجان، ایران  
 ۲- کارشناس ارشد، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی سیرجان، سیرجان، ایران  
 \* سیرجان، صندوق پستی ۷۸۱۳۷۳۳۳۸۵، Mashayekhi@sirjantech.ac.ir

### اطلاعات مقاله

### چکیده

مقاله پژوهشی

دریافت: ۱۸ اسفند ۱۴۰۱

داوری اولیه: ۲۴ خرداد ۱۴۰۲

پذیرش: ۲۸ خرداد ۱۴۰۲

کلیدواژگان:

کلونی زنبورعسل مصنوعی

الگوریتم بهینه‌سازی کلاغ

الگوریتم ژنتیک

ربات لامسه‌ای

پایداری

شناسایی پارامترهای دینامیکی

ربات‌های لامسه‌ای جهت شبیه‌سازی اجسام مجازی برای کاربر آن مورد استفاده قرار می‌گیرند. دینامیک ربات لامسه‌ای و دست کاربر، تأثیر به‌سزایی در پایداری و عملکرد ربات لامسه‌ای دارند. در این پژوهش شناسایی دینامیک دست کاربر و ربات لامسه‌ای با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی کلونی زنبورعسل مصنوعی، الگوریتم بهینه‌سازی کلاغ و الگوریتم ژنتیک، طی آزمایش‌هایی در دو حالت انجام شده است. در حالت اول صرفاً دینامیک ربات لامسه‌ای شناسایی شده، سپس در حالت دوم روش‌های مذکور برای شناسایی هم‌زمان دینامیک دست کاربر و ربات لامسه‌ای تعمیم داده شده‌اند. برای این منظور ابتدا در هر حالت مرز پایداری تئوری به‌صورت تابعی از پارامترهای دینامیکی موجود به‌دست آمده است؛ سپس با انجام آزمایش‌هایی برای روی ربات کوکا سبک وزن ۴ در دو حالت حضور و عدم حضور دست کاربر، مرز پایداری تجربی به‌دست آمده است. در ادامه با استفاده از روش بهینه‌سازی کلونی زنبورعسل مصنوعی، کلاغ و همچنین الگوریتم ژنتیک، در هر حالت پارامترهای دینامیکی مورد نظر به‌گونه‌ای به‌دست آمده‌اند که اختلاف بین مرز پایداری به‌دست‌آمده تئوری و تجربی حداقل شود. بررسی‌ها نشان می‌دهند درحالی‌که هر سه روش به‌خوبی توانسته‌اند شناسایی پارامترها را انجام دهند، روش الگوریتم ژنتیک در این زمینه خطای کمتری را ایجاد کرده و عملکرد بهتری دارد.

## Using the artificial bee colony optimization, crow, and genetic algorithm for identifying and optimizing the dynamic parameters of a haptic device and operator's hand

Ahmad Mashayekhi<sup>\*</sup>, Emad Imanian, Vahid Modanloo, Behnam Akhondi

Department of Mechanical Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran

\* P.O.B. 7813733385, Sirjan, Iran, Mashayekhi@sirjantech.ac.ir

### Article Information

Original Research Paper

Received: 9 March 2023

First Decision: 14 June 2023

Accepted: 18 June 2023

### Keywords:

Artificial bee colony optimization

Crow search algorithm

Genetic Algorithm

Haptic device

Stability

Dynamic parameter identification

### Abstract

Haptic Devices (HDs) are used to simulate virtual objects for the user. The dynamics of the HD and the operator's hand have a great effect on the stability and performance of the HD. In this research, the dynamic identification of the user's hand and HD has been done using methods of Artificial Bee Colony Optimization (ABCO), Crow Search Algorithm (CSA), and Genetic Algorithm (GA), during experiments in two cases. In the first case, only the dynamics of the HD has been identified, then in the second case, the mentioned methods have been generalized for the simultaneous recognition of the dynamics of the user's hand and the HD. For this purpose, first, in each case, the theoretical stability boundary is obtained as a function of the available dynamic parameters. Then, by performing experiments on the KUKA Light Weight 4 robot in two cases of presence and absence of the operator's hand, the experimental stability boundary has been obtained. Afterwards, by using ABCO, CSA, and GA in each case the desired dynamic parameters are obtained in such a way that the difference between the theoretical and experimental stability boundary is minimized. Studies show that while all three methods have been able to identify the parameters well, the GA method produces less error and has a better performance in this field.

### ۱- مقدمه

ربات‌های لامسه‌ای استفاده‌های زیادی از قبیل پزشکی [۱، ۲]، توان‌بخشی [۳] و ارتباط حسی بهتر نابینایان با رایانه [۴] دارند. اجزای تشکیل‌دهنده یک سیستم لامسه‌ای شامل کاربر و واسط لامسه‌ای هستند که خود حاوی ربات لامسه‌ای، محیط مجازی و

ربات لامسه‌ای رابطی برای انتقال نیروهای مجازی به کاربر آن است. این نیروها باعث می‌شوند تا کاربر جسمی را به‌صورت مجازی حس و درک کند که جسم در چه موقعیتی قرار دارد.

Please cite this article using:

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

A. Mashayekhi, E. Imanian, V. Modanloo, B. Akhondi, Using the artificial bee colony optimization, crow, and genetic algorithm for identifying and optimizing the dynamic parameters of a haptic device and operator's hand, Iranian Journal of Manufacturing Engineering, Vol. 9, No. 11, pp. 21- 34, 2023 (in Persian).  
<https://www.doi.org/10.22034/IJME.2023.389048.1758>

و مدل‌های مختلف دست کاربر و پایداری ربات‌های لامسه‌ای بررسی شده‌اند. توضیحاتی در مورد روش‌های بهینه‌سازی استفاده شده در این مقاله در بخش سوم ارائه شده است. بخش چهارم حاوی شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و بخش پنجم حاوی شناسایی و بهینه‌سازی هم‌زمان پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر است. بحث و نتایج در بخش ششم و نتیجه‌گیری در بخش هفت ارائه شده‌اند. نهایتاً مقاله با ذکر فهرست علائم و مراجع به اتمام رسیده است.

## ۲- مدل‌سازی سیستم لامسه‌ای

در این بخش اجزای مهم یک سیستم لامسه‌ای شامل دست کاربر و ربات لامسه‌ای بررسی می‌شوند. برای این منظور مدل‌های مختلف دست کاربر ذکر و مقایسه شده‌اند؛ همچنین پایداری ربات لامسه‌ای نیز مرور و بررسی می‌شوند.

### ۲-۱- مدل‌های مختلف دست کاربر

دست انسان (از شانه تا مچ) دارای ۷ درجه آزادی و دینامیکی غیرخطی است. برای مدل‌سازی اجزای مختلف آن مدل‌های متفاوتی ارائه شده است. در مرجع [۲۰] امیدانس دست انسان از شانه تا نوک انگشتان و در حالت کشیده بودن دست اندازه‌گیری شده است. در مقاله مذکور برای غلبه بر مشکلات شناسایی پارامترهای دینامیک واقعی دست ربات، از واقعیت مجازی استفاده شده است؛ همچنین از یک مدل مکانیکی خطی درجه دو برای امیدانس دست کاربر استفاده شده و پارامترهای دست کاربر به‌صورت تابعی از زمان به‌دست آمده‌اند. به‌علاوه برای حصول اطمینان از صحت روش ارائه شده، ابتدا یک فنر آزمایش شده و ضریب فنریت آن به‌دست آمده، سپس برای تعیین امیدانس دست کاربر آزمایش‌هایی انجام شده است. در مقاله مذکور، امیدانس دست در سه حالت تعیین شده است: حالت اول حالتی است که دست کاربر کشیده است و زیر دست کاربر، در قسمت مچ تکیه‌گاهی قرار داده شده است. حالت دوم مانند حالت اول است ولی تکیه‌گاه زیر آرنج شخص قرار دارد. حالت سوم نیز مانند حالت اول ولی بدون تکیه‌گاه است.

دانگ و همکاران [۲۱] مدل امیدانسی را برای توصیف پاسخ مکانیکی ناحیه مچ دست انسان و انگشتان دست در حالت جمع شده استفاده نمودند. آن‌ها از دو مدل امیدانسی برای این منظور استفاده کردند. در مدل اول از امیدانس ۴ درجه آزادی برای مجموعه کف دست و انگشتان استفاده شد و در مدل دوم از امیدانسی ۵ درجه آزادی بهره بردند.

کنترل‌کننده است [۵]. زمانی که یک ربات لامسه‌ای در تعامل با کاربر است، موقعیت مفاصل ربات توسط حس‌گرهای آن خوانده شده و با توجه به موقعیت و ویژگی‌های فیزیکی جسم مجازی، نیروی مجازی به‌دست آمده و توسط عملگرهای ربات لامسه‌ای به کاربر آن وارد می‌شود؛ همچنین تصویری (عموماً سه‌بعدی) برای کاربر ایجاد کرده و به نمایش درمی‌آید تا بتواند به وی احساس غرق‌شدگی بیشتری بدهد.

پایداری ربات‌های لامسه‌ای شرطی ضروری است، به این دلیل که در صورت ناپایداری ربات، ارتعاشات شدیدی در بدنه ربات ایجاد شده و ممکن است ربات لامسه‌ای به خود و حتی به کاربرش آسیب بزند. یکی دیگر از عواملی که بر روی پایداری ربات لامسه‌ای اثر می‌گذارد، دست کاربر است. بررسی‌های تئوری و تجربی نشان داده‌اند که حضور دست کاربر، باعث افزایش محدوده عملکرد پایدار ربات لامسه‌ای می‌شود [۶-۸]. لذا برخی محققین، تحلیل پایداری سیستم لامسه‌ای را بدون در نظر گرفتن دست کاربر انجام می‌دهند. در این حالت از یک‌سو به دلیل حذف دینامیک دست کاربر تحلیلی ساده‌تر داشته و از سوی دیگر معیارهایی محتاطانه برای تعیین محدوده پایداری به دست می‌آید (زیرا با توجه به اثر مثبت دست کاربر بر روی پایداری ربات لامسه‌ای، اگر ربات لامسه‌ای بدون دست کاربر پایدار باشد، آنگاه با حضور دست کاربر نیز پایدار خواهد بود). این‌گونه تحلیل‌ها در پژوهش‌هایی از قبیل مینسکی و همکاران [۹]، ژیل و همکاران [۱۰] و مشایخی و همکاران [۱۱-۱۳] انجام شده‌اند.

الگوریتم‌های هوش جمعی روش‌هایی مناسب برای پرداختن به مسائل پیچیده بهینه‌سازی در سیستم‌های مختلف هستند. روش بهینه‌سازی کلونی زنبورهای مصنوعی [۱۴]، الگوریتم بهینه‌سازی کلاغ [۱۵]، روش بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها [۱۶]، روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات [۱۷]، روش بهینه‌سازی غذای باکتریایی [۱۸] و روش بهینه‌سازی ازدحام ماهی‌ها [۱۹] چند نمونه از الگوریتم‌های هوش جمعی مشهور هستند که می‌توانند راه‌حل‌های بهینه را به‌طور کارا پیدا کنند. ایده اصلی الگوریتم‌های هوش جمعی، رفتارهای ساده و تعامل خودسازمان‌ده بین عوامل ذکر شده است.

در این مقاله از روش‌های بهینه‌سازی زنبورعسل مصنوعی، روش کلاغ و الگوریتم ژنتیک برای شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر استفاده می‌شود.

در بخش بعدی مقاله، مدل‌سازی سیستم لامسه‌ای ارائه شده

که با یک دیوار مجازی در تماس است. آن‌ها در حالت عدم حضور دست کاربر، با فرض اینکه تأخیر زمانی برابر یک زمان نمونه‌برداری باشد، با استفاده از روشی تحلیلی به معادله ۲ برای پایداری ربات لامسه‌ای رسیدند [۹]:

$$K_w < \frac{b_d}{T} \quad (2)$$

که در این معادله  $K_w$ ،  $b_d$  و  $T$  به ترتیب ضریب فنر دیوار مجازی، ضریب میرایی ربات لامسه‌ای و زمان نمونه‌برداری هستند. در ادامه ژیل و همکاران [۱۰] پایداری ربات لامسه‌ای را به‌صورت تئوری بررسی کرده و به معادله ۳ برای پایداری رسیدند.

$$K_w < \frac{2(B_w+b_d)}{T} \quad (3)$$

آن‌ها کار خود را بهبود داده و اثر تأخیر زمانی را نیز در نظر گرفته و معادله ۴ را برای پایداری ارائه کردند [۶]. این معادله به ازای مقادیر کوچک  $B_w$  و  $t_d$  صادق است.

$$K_w < \frac{2(B_w+b_d)}{T+2t_d} \quad (4)$$

در سال ۲۰۱۸ مشایخی و همکاران [۱۲] روابطی برای تعیین مرز پایداری ربات لامسه‌ای بدون محدودیت بر روی تأخیر زمانی و ضریب میرایی مجازی به دست آوردند و با انجام آزمایش‌هایی بر روی ربات کوکا سبک وزن ۴ این روابط را صحت‌گذاری کردند. این روابط به‌صورت معادله ۵ بوده و با دقت بالایی مرز پایداری را بدون هیچ محدودیتی تعیین می‌کنند.

$$K_w = T\omega^2 \times \frac{m_d\omega \cos((T+t_d)\omega) + b_d \sin((T+t_d)\omega)}{\sin(T\omega)} \quad (5)$$

$$B_w = T\omega \times \frac{m_d \omega \sin((T/2+t_d)\omega) - b_d \sin((T/2+t_d)\omega)}{\sin(T\omega)}$$

در معادله ۵،  $m_d$  جرم مؤثر ربات لامسه‌ای،  $b_d$  ضریب اصطکاک ویسکوز،  $T$  زمان نمونه‌برداری و  $t_d$  تأخیر زمانی است؛ همچنین  $\omega$  فرکانس است که مقدار آن از صفر تا  $\omega_{max}$  تغییر می‌کند. مقدار  $\omega_{max}$  از طریق معادله ۶ مشخص شده است.

$$\omega_{max} = \frac{1}{T+t_d} \frac{(p_2 - aq_1) + \sqrt{(p_2 - aq_1)^2 - 4p_3(p_1 - a)}}{2(a - p_1)}$$

$$a = \frac{m_d}{(b_d(T + t_d))} \quad (6)$$

$$q_1 = -\pi/2$$

$$p_1 = -0.4087$$

$$p_2 = 1.325$$

$$p_3 = -0.07507$$

بدین ترتیب با قرار دهی مقادیر مختلف فرکانس در معادله ۵، مرز پایداری مشخص می‌شود.

در ادامه مشایخی و همکاران [۸] کار خود را تعمیم داده و به بررسی پایداری ربات لامسه‌ای در حالت حضور دست کاربر پرداختند. آن‌ها فرض کردند که در مدل ۵ پارامتری دست کاربر

تعیین سفتی انگشت در دو راستای عمود بر هم در [۲۲] انجام شد. برای این منظور انگشت کاربر را درون حلقه‌ای قرار داده و با اعمال نیرو در زوایای مشخص طی آزمایش‌هایی، ماتریس سفتی انگشت در دو راستای طولی و عرضی به دست آمد. یک روش دیگر از روش مدل‌سازی دست کاربر از شانه تا مچ، مدلی ۵ پارامتری است که شامل یک جرم به‌عنوان جرم معادل کل دست، دو فنر و دو میراگر یکی برای قسمت مچ و انگشتان و دیگری برای بازو است (شکل ۱).

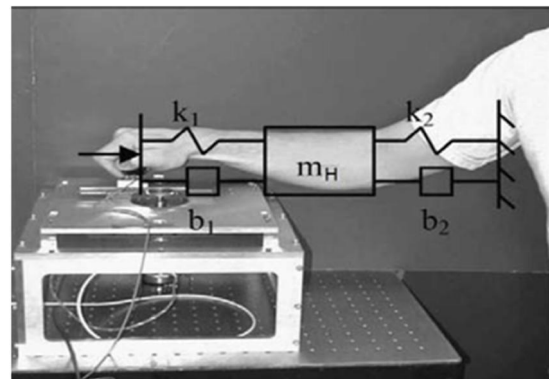


Fig. 1 The 5-parameters model of the operator's hand [23]

شکل ۱ مدل ۵ پارامتری دست کاربر [۲۳]

با این مدل از دست کاربر، تابع تبدیل بین نیروی دست کاربر ( $F_H$ ) و جابجایی آن ( $X_H$ ) مطابق معادله ۱ خواهد بود [۲۳].

$$\frac{X_H}{F_H} = \frac{m_H s^2 + (b_1 + b_2)s + (k_1 + k_2)}{m_H b_1 s^3 + (m_H k_1 + b_1 b_2)s^2 + (k_1 b_2 + k_2 b_1)s + k_1 k_2} \quad (1)$$

در این مقاله، از این مدل ۵ پارامتری برای تحلیل پایداری و شناسایی دینامیک دست کاربر استفاده می‌شود.

## ۲-۲- پایداری ربات لامسه‌ای

ربات‌های لامسه‌ای برای شبیه‌سازی اجسام مجازی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این ربات‌ها عموماً شش درجه آزادی بوده که با وجود اصطکاک در مفاصل آن‌ها، از دینامیک پیچیده و غیرخطی برخوردار هستند؛ لذا به دست آوردن محدوده عملکرد پایدار برای این ربات‌ها کاری دشوار خواهد بود. برای حل این مشکل، دینامیک چند درجه آزادی ربات حول نقطه کاری معین با سیستم یک درجه آزادی شامل جرم مؤثر و ضریب میرایی مؤثر ساده‌سازی شده است. نتایج به‌دست‌آمده از این ساده‌سازی، پدیدار این است که مرز پایداری ربات با دقت خوبی مشخص شده است [۲۴، ۲۵]. اولین کسانی که پایداری ربات‌های لامسه‌ای را بررسی کردند مینسکی و همکاران بودند که مدلی پیوسته و یک درجه آزادی را برای ربات لامسه‌ای در نظر گرفتند

$$\beta_0 = \frac{(k_1 \times k_2)}{m_h}$$

$$\alpha_1 = \frac{(b_1 + b_2)}{m_h}$$

$$\beta_1 = \frac{(k_1 \times b_2 + k_2 \times b_1)}{m_h}$$

$$\beta_2 = \frac{(m_h \times k_1 + b_1 \times b_2)}{m_h}$$

$$\beta_3 = b_1$$

در این پژوهش، با فرض مدل ۵ پارامتری دست کاربر، از معادلات ۷ و ۸ برای تعیین مرز پایداری تئوری استفاده شده است. با انجام آزمایش‌هایی بر روی ربات کوکا سبک وزن ۴، با حضور دست کاربر مرز پایداری آزمایشی به دست می‌آید؛ سپس مقادیر پارامترهای دینامیکی ربات و دست با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی کلونی زنبورعسل مصنوعی، کلاغ و الگوریتم ژنتیک به گونه‌ای تعیین می‌شوند که خطای بین مرز پایداری تئوری و تجربی حداقل شود.

### ۳- روش‌های بهینه‌سازی

روش‌های بهینه‌سازی زنبورعسل مصنوعی، کلاغ و الگوریتم ژنتیک که در این مقاله برای شناسایی و بهینه‌سازی استفاده شده‌اند، در این بخش ارائه و شرح داده می‌شوند.

#### ۳-۱- الگوریتم کلونی زنبورعسل مصنوعی

این روش در سال ۲۰۰۵ توسط کارابوگا [۲۶] ارائه شد. این الگوریتم الهام گرفته از رفتار زنبورهای عسل در یافتن بهترین شهد گل است. در یک کلونی زنبورعسل مصنوعی سه گروه زنبور وجود دارد: زنبورهای کارگر، زنبورهای پیشاهنگ و زنبورهای تماشاگر. زنبورهای تماشاگر در کندو منتظر می‌مانند تا اطلاعاتی که زنبور کارگر در مورد شهد گل به کندو آورده است را دریافت نماید تا در جستجوی آتی مورد استفاده قرار دهد. زنبور پیشاهنگ نیز جزو دسته‌ای از زنبورهاست که اطراف کندو را به صورت اتفاقی جستجو می‌کند. هر شهد مانند یک جواب برای حل مسئله بهینه‌سازی است. میزان کیفیت شهد، میزان بهینه بودن جواب را مشخص می‌کند. در این الگوریتم تعدادی زنبور برای یافتن شهد به صورت تصادفی به مکان‌های مختلف می‌روند (زنبورهای پیشاهنگ). وظیفه زنبورهای کارگر جستجو و کاوش است، همچنین باید ببینند در چه مکانی شهد بهتری وجود دارد و مقدار شهد چقدر است؛ سپس خارج از کندو به صورت تصادفی یک همسایگی را انتخاب کرده و به سمت آن حرکت کرده و شهد را به کندو می‌آورند. هر مرتبه که به کندو بازمی‌گردند، با استفاده از رقصی چرخشی اطلاعات خود را با اعضای کندو در

(ارائه‌شده توسط معادله ۱)، دست کاربر همواره در حال تماس با ربات لامسه‌ای برای حس کردن جسم مجازی است (شکل ۲).

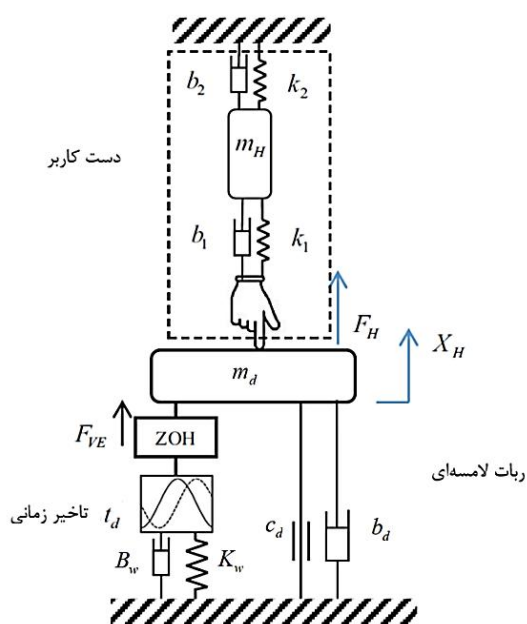


Fig. 2 Dynamic model of the haptic device and the operator's hand [8]

شکل ۲ مدل دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر [۸]

سپس معادلاتی بسته برای تعیین مرز پایداری با در نظر گرفتن دست کاربر به دست آوردند. معادلات ۷ و ۸ به ترتیب مقادیر ضریب فنر و ضریب میرایی مجازی مرز پایداری در این حالت را بیان می‌کنند. در این معادلات، عبارت‌هایی تعریف شده که در معادلات ۹ تا ۱۱ تشریح شده‌اند. این روابط توسط شبیه‌سازی و انجام آزمایش‌ها تأیید شده‌اند [۸].

$$K_w = \frac{NUM_K}{DEN} \quad (7)$$

$$B_w = \frac{NUM_B}{DEN \times \omega} \quad (8)$$

در معادلات ۷ و ۸ عبارت‌های تعریف شده در معادلات ۹ تا

۱۱ استفاده شده‌اند.

$$NUM_K = [m\omega^6 + (m\alpha_1^2 + \beta_3\alpha_0 - \beta_0 - 2\alpha_0m)\omega^4 + (m\alpha_0^2 + \beta_2\alpha_0 + \beta_0 - \alpha_1\beta_1)\omega^2 - \alpha_0\beta_0] \cos((T + t_d)\omega) + [(b + \beta_3)\omega^5 + (b\alpha_1^2 + \beta_2\alpha_1 - \beta_1 - 2\alpha_0b - \alpha_0\beta_3)\omega^3 + (b\alpha_0^2 + \beta_1\alpha_0 - \alpha_1\beta_0)\omega] \sin((T + t_d)\omega) \quad (9)$$

$$NUM_B = [-(b + \beta_3)\omega^5 + (-b\alpha_1^2 - \beta_2\alpha_1 + \beta_1 + 2\alpha_0b + \alpha_0\beta_3)\omega^3 + (-b\alpha_0^2 - \beta_1\alpha_0 + \alpha_1\beta_0)\omega] \cos((\frac{T}{2} + t_d)\omega) + [m\omega^6 + (m\alpha_1^2 + \beta_3\alpha_0 - \beta_0 - 2\alpha_0m)\omega^4 + (m\alpha_0^2 + \beta_2\alpha_0 + \beta_0 - \alpha_1\beta_1)\omega^2 - \alpha_0\beta_0] \sin((\frac{T}{2} + t_d)\omega) \quad (10)$$

$$DEN = \cos(\frac{T\omega}{2})(\alpha_0^2 + (-2\alpha_0 + \alpha_1^2)\omega^2 + \omega^4) \quad (11)$$

$$\alpha_0 = \frac{(k_1 + k_2)}{m_h}$$

بررسی قرار می‌گیرند و زنبورهای پیشاهنگ به بررسی آن‌ها می‌روند.

مرحله ۷: این روند آن‌قدر تکرار می‌شود تا مسئله بهینه‌سازی یا به جواب موردنظر برسد یا اینکه تعداد تکرار مشخصی انجام شود.

امروزه روش کلونی زنبورعسل مصنوعی در مسائل مختلفی از قبیل پردازش تصویر در کاربردهای پزشکی [۲۷]، شبکه حس‌گرهای بی‌سیم [۲۸] و استفاده در صنایع [۲۹] کاربرد دارد.

### ۳-۲- الگوریتم بهینه‌سازی کلاغ

کلاغ پرندۀ بسیار باهوشی است، حتی به آن لقب باهوش‌ترین پرندۀ را نیز داده‌اند. این پرندۀ می‌تواند چهره انسان‌ها را به خاطر سپرده و در صورت تمایل، به فرد موردنظر خطری را هشدار دهد [۳۰]. یکی از بارزترین ویژگی‌ها در باهوشی کلاغ‌ها، توانایی آن‌ها در مخفی کردن غذا و به خاطر سپردن مکان غذای پنهان شده است. درعین‌حال، آن‌ها برای یافتن منابع غذایی بهتر، یکدیگر را نیز تعقیب می‌کنند. لکن اگر کلاغی متوجه شود که توسط کلاغی دیگر تعقیب می‌شود، محل مخفیگاه غذای خود را تغییر می‌دهد تا این غذا دزدیده نشود. بر اساس رفتار کلاغ‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی کلاغ بر مبنای اصول زیر است:

۱) کلاغ‌ها حیوانات اجتماعی هستند؛

۲) کلاغ‌ها می‌توانند محل غذای پنهان شده را به خاطر بسپارند؛

۳) کلاغ‌ها یکدیگر را تعقیب کرده و غذای دیگر کلاغ‌ها را می‌دزدند؛

۴) کلاغ‌ها تمام تلاش خود را می‌کنند تا از سرقت غذای خود توسط سایرین جلوگیری کنند.

بر اساس چهار اصل، فرایند بهینه‌سازی توسط روش کلاغ به شرح زیر است [۳۰]:

مرحله ۱: ابتدا مقداردهی اولیه به پارامترهای این الگوریتم انجام می‌شود. برای این منظور، اندازه جمعیت کلاغ‌ها ( $n$ )، بیشینه تعداد تکرار بهینه‌سازی (Max size)، اندازه پله پرواز ( $fl$ ) و احتمال آگاهی کلاغ از تعقیب شدن (AP) مشخص می‌شوند.

مرحله ۲: در این مرحله مقداردهی اولیه به مکان غذای هر کلاغ و تشکیل ماتریس حافظه آن‌ها انجام می‌شود. یعنی تعداد  $n$  کلاغ در فضای جستجو دارای ابعاد  $d$  تولید می‌شوند و هر کلاغ یک جواب را به شکل  $x_i = (X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,d})$  تولید می‌کند. از آنجایی که کلاغ‌ها دارای حافظه خوبی هستند، فرض می‌شود همیشه بهترین موقعیت برای پنهان کردن غذا را در ذهن دارند. این موقعیت

میان می‌گذارند. در این مرحله اگر شهد مناسب نباشد، آن شهد حذف می‌شود و اگر کیفیتش بالا باشد، زنبورهای دیگر نیز با احتمال بیشتری به اطراف مکان دستیابی به آن شهد می‌روند [۲۶]. با فرض آنکه تعداد زنبورها با BN و تعداد پارامترهای مجهول با D نشان داده شود، روابط ریاضی حاکم بر این روش بهینه‌سازی دارای ۷ مرحله به شرح زیر هستند:

مرحله ۱: جمعیت اولیه  $(X_1, X_2, \dots, X_{BN})$  برای جستجوی اولیه و تصادفی تشکیل می‌شود، به قسمی که هر یک از مؤلفه‌های آن بردار احتمالی پاسخ مسئله (یعنی  $X_i = X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}$ ) باشد. مؤلفه‌های این پاسخ از معادله ۱۲ مشخص می‌شوند که در آن کران‌های بالا و پایین جواب‌های مسئله را به ترتیب با  $X_{Min}$  و  $X_{Max}$  عددی اتفاقی بین صفر و یک و همچنین  $i = 1, 2, \dots, BN$  و  $z = 1, 2, \dots, D$  است.

$$X_{ij} = X_{minj} + RND(X_{maxj} - X_{minj}) \quad (12)$$

مرحله ۲: هر زنبور کارگر، در اطراف منبع غذایی یافت شده به‌صورت اتفاقی با معادله ۱۳ به جستجوی غذا می‌رود (یافتن جواب):

$$X_{ij}^{new} = X_{ij} + \varphi_{ij}(X_{ij} - X_{kj}) \quad (13)$$

که در آن  $k = 1, 2, \dots, BN, j \neq K$  و  $z = 1, 2, \dots, D$  است. همچنین  $\varphi_{ij}$  تابعی تصادفی بین  $-1$  تا  $1$  با توزیع یکنواخت است. بایستی توجه داشت که مقدار  $X_{ij}^{new}$  نباید از محدوده  $X_{Min}$  و  $X_{Max}$  خارج باشد.

مرحله ۳: منابع غذایی جدید طبق روابط پیشین کشف شده و کیفیت شهد آن‌ها (جواب آن‌ها) بررسی می‌شود. اگر بهترین شهد (بهترین جواب) به‌دست آمده از بهترین شهد (بهترین جواب) مرحله قبل بهتر بود، این شهد (جواب) جدید جایگزین قبلی می‌شود.

مرحله ۴: پس از اتمام جستجو احتمال هریک از پاسخ‌ها با استفاده از معادله ۱۴ مشخص می‌شود:

$$P_i = \frac{Fit_i}{\sum_{i=1}^{BN} Fit_i} \quad (14)$$

که در آن  $Fit_i = (1 + f_i)^{-1}$  کیفیت شهد (جواب) و  $f_i$  مقدار تابع هدف برای جواب  $i$  است.

مرحله ۵: در این مرحله زنبورهای کارگر جدید مطابق با معادله ۱۳ به دنبال یافتن شهد (جواب) جدید می‌روند. سپس بر اساس مرحله سوم نسبت به به‌روز رسانی بهترین شهد (جواب) و یا استفاده از بهترین شهد (جواب) مرحله قبل اقدام می‌کنند.

مرحله ۶: اگر کیفیت بهترین شهد (غذا) در چند تکرار متوالی بهبود نیافت، منابع جدیدی بر اساس معادله ۱۲ مورد

مرحله ۵: در این مرحله موقعیت جدید هر کلاغ بررسی می‌شود تا در درون فضای جستجو باشد. در صورت نیاز موقعیت کلاغ عوض می‌شود، در غیر این صورت تغییر نمی‌کند.  
مرحله ۶: مقدار تابع در هر موقعیت متعلق به هر کلاغ محاسبه می‌شود.

مرحله ۷: به‌روز رسانی ماتریس حافظه هر کلاغ به کمک معادله ۱۷:

$$m^{i,iter+1} = \begin{cases} x^{i,iter+1}, & \text{if } f(x^{i,iter+1}) \text{ is better than } (m^{i,iter}) \\ x^{i,iter}, & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

مرحله ۸: تکرار مراحل ۴ تا ۷ تا برقراری شرط توقف.

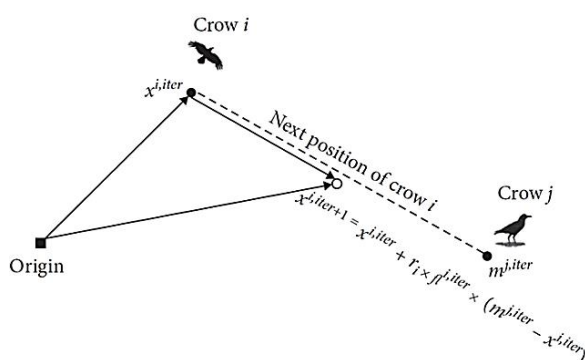


Fig. 3 Schematic diagram for updating the position of crow i when  $fl^{i,iter} < 1$  [30]

شکل ۳ نموداری از نحوه به‌روز رسانی موقعیت کلاغ i در حالی که  $fl^{i,iter} < 1$  باشد [۳۰]

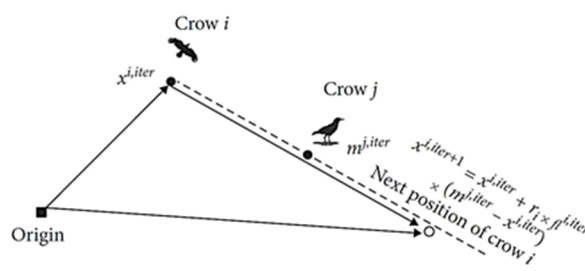


Fig. 4 Schematic diagram for updating the position of crow i when  $fl^{i,iter} < 1$  [30]

شکل ۴ نموداری از نحوه به‌روز رسانی موقعیت کلاغ i در حالی که  $fl^{i,iter} < 1$  باشد [۳۰]

این روش در حل و بهینه‌سازی مسائل مهندسی زیادی مانند پیل‌های سوختی [۳۱، ۳۲] و مبدل‌های الکتریکی کاربرد دارد [۳۳].

برای هر کلاغ و در هر تکرار با  $m^{i,iter}$  نشان داده می‌شود. به دلیل اینکه در مرحله اولیه کلاغ‌ها هیچ‌گونه تجربه‌ای ندارند، فرض می‌شود که ماتریس حافظه اولیه، همان موقعیت‌های اولیه باشد.

مرحله ۳: کیفیت هر جواب توسط یک تابع هدف بررسی می‌شود.

مرحله ۴: برای هر کلاغ در این مرحله موقعیتی جدید در فضای d بعدی ساخته می‌شود. با فرض اینکه کلاغ i به‌صورت اتفاقی در حال تعقیب کلاغ j باشد تا بتواند غذای مخفی شده آن را پیدا کند، موقعیت جدید کلاغ به دو حالت زیر بستگی دارد:

حالت ۱: کلاغ j از تعقیب شدن خودش توسط کلاغ i مطلع نیست. در این حالت موقعیت جدید کلاغ i توسط معادله ۱۵ دست می‌آید:

$$x^{i,iter+1} = x^{i,iter} + r_i \times fl^{i,iter} \times (m^{i,iter} - x^{i,iter}) \quad (15)$$

حالت ۲: کلاغ j از تعقیب شدن خودش توسط کلاغ i مطلع هست. در این حالت کلاغ j برای آنکه مخفیگاه غذایی خودش لو نرود، کلاغ i را به موقعیت اتفاقی خواهد برد.

لذا در مجموع موقعیت جدید کلاغ توسط معادله ۱۶ به دست می‌آید:

$$x^{i,iter+1} = \begin{cases} x^{i,iter} + r_i \times fl^{i,iter} \times (m^{i,iter} - x^{i,iter}), & r_i \geq AP \\ \text{A Radom Position} & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

در این معادله پارامترهای  $r_i$  و  $r_j$  اعدادی اتفاقی با توزیع یکنواخت بین صفر تا یک هستند؛ همچنین AP بیانگر درصد احتمال است و هر چه کوچک‌تر باشد، احتمال وقوع حالت اول بیشتر خواهد بود و الگوریتم بیشتر به‌صورت موضعی به دنبال جواب بهینه می‌گردد. با افزایش مقدار AP احتمال ایجاد حالت دوم بیشتر شده و لذا الگوریتم بیشتر به دنبال یافتن جواب‌های جدید خواهد بود. کمیت  $fl^{i,iter}$  طول مسیر پروازی کلاغ است. اگر  $fl^{i,iter} < 1$  باشد، موقعیت بعدی کلاغ i بین  $x^{i,iter}$  و  $m^{i,iter}$  خواهد بود (شکل ۳). در صورتی که اگر  $fl^{i,iter} < 1$  باشد، موقعیت بعدی کلاغ i خارج از خط واصل  $x^{i,iter}$  و  $m^{i,iter}$  خواهد بود (شکل ۴). بنابراین، با افزایش شدید این کمیت، الگوریتم بیشتر تمایل به جستجو در تمام محدوده را دارد و با سرعت کمتری همگرا می‌شود، لکن احتمال گیر افتادن در یک بهینه موضعی کم می‌شود. اگر این کمیت خیلی کوچک باشد، الگوریتم به‌سرعت در یک موقعیت بهینه موضعی قرار گرفته و همگرا می‌شود.

## ۳-۳- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم هوش مصنوعی است که برای حل مسائل بهینه‌سازی و بهبود عملکرد در برخی صنایع استفاده می‌شود. این الگوریتم از فرایند تکامل در طبیعت الهام گرفته شده است و از مفاهیمی مانند ترکیب، جهش و انتخاب برای بهبود جمعیتی از راه‌حل‌های مختلف برای یک مسئله استفاده می‌کند. این رویکرد برای بهبود طراحی‌های مهندسی، طراحی سیستم، پیش‌بینی و بسیاری از کاربردهای دیگر استفاده می‌شود [۳۴-۳۶].

با توجه به بخش‌های قبل، پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر، تأثیر به‌سزایی بر روی پایداری سیستم لامسه‌ای دارند. لذا در این مقاله با روش‌های بهینه‌سازی زنبورعسل مصنوعی، روش بهینه‌سازی کلاغ و همچنین الگوریتم ژنتیک پارامترهای دینامیکی مذکور به‌گونه‌ای تعیین می‌شوند که خطای تخمین مرز پایداری تئوری و تجربی کمینه شود.

## ۴- شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای

در این قسمت از روش‌های کلونی زنبورعسل مصنوعی، روش بهینه‌سازی کلاغ و همچنین الگوریتم ژنتیک برای شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای استفاده می‌شود. برای این منظور آزمایش‌هایی بر روی ربات کوکا سبک وزن ۴ در آزمایشگاه پریمزا در دانشگاه ناپولی فدریکو دوم، واقع در ایتالیا انجام شده و مرز پایداری تجربی در حالت عدم حضور دست کاربر به‌دست آمده است. برای تطابق هرچه بهتر نتایج تجربی با فرمول تئوری (معادله ۵)، در آزمایش‌ها صرفاً یک مفصل این ربات به‌صورت فعال کنترل می‌شود تا ربات یک جسم مجازی دورانی با فنر و میراگر را شبیه‌سازی کند. لذا بقیه مفاصل ربات به‌صورت الکترونیکی توسط ترمزهای ربات قفل هستند و تلاش می‌شود که حرکتی نداشته باشند (شکل ۵).

آزمایش‌ها در سه تأخیر زمانی مختلف ۲۰، ۳۰ و ۵۰ میلی‌ثانیه‌ای انجام شده‌اند؛ درحالی‌که در هر ۳ دسته آزمایش‌ها زمان نمونه‌برداری ۲ میلی‌ثانیه بوده است. به ازای هر مقدار از تأخیر زمانی، مقداری برای ضریب میرایی جسم مجازی فرض شد ( $B_{we}$ )، سپس مقدار ضریب فنریت جسم مجازی بر روی مرز پایداری ( $K_{w,exp}$ ) با آزمایش‌ها تعیین گردید. هر مقدار ضریب فنر جسم مجازی بر روی مرز پایداری (یعنی  $K_{w,exp}$ )، با ۱۰ بار تکرار آزمایش‌ها برای هر مقدار  $B_{w,exp}$  در هر تأخیر زمانی به‌دست آمده است. مقدار کمینه ضریب فنر جسم مجازی

در آزمایش‌ها  $K_{w,exp,min} = 0$  است و مقدار بیشینه آن نیز  $K_{w,exp,max} = 200$  در نظر گرفته شده است (این عدد پس از انجام تعدادی آزمایش در تأخیرهای زمانی مختلف و مقادیر مختلف ضریب میرایی مجازی بر روی ربات کوکا سبک وزن به‌دست آمده است). در هر تکرار، مقدار معادله ۱۸ به‌عنوان ضریب فنر جسم مجازی در نظر گرفته می‌شود و با انجام آزمایش‌هایی پایداری ربات بررسی می‌شود.

$$K_{w,sel} = \frac{K_{w,exp,min} + K_{w,exp,max}}{2} \quad (18)$$



Fig. 5 First joint of the KUKA Light Weight IV robot is used as active joint in the experiments [12]

شکل ۵ مفصل اول ربات کوکا سبک‌وزن ۴ به‌عنوان مفصل فعال در آزمایش‌ها استفاده شده است [۱۲]

در این آزمایش‌ها ربات از زاویه تعادل خود، به مقدار اولیه‌ای ثابت و مشخص خارج شده و سپس ارتعاشات آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بررسی این ارتعاشات سه حالت زیر قابل رؤیت هستند:

(۱) رؤیت ارتعاشاتی با دامنه کاملاً ثابت (نه همگرا و نه واگرا) که نشان می‌دهد مقدار  $K_{w,sel}$  انتخاب شده، دقیقاً بر روی مرز پایداری قرار دارد؛ لذا این مقدار  $K_{w,sel}$  به‌عنوان مرز پایداری انتخاب شده و دیگر نیازی به تکرار آزمایش در این  $B_{w,exp}$  نیست. توجه شود که در عمل احتمال رؤیت این‌چنین ارتعاشی در گام اول انتخاب  $K_{w,sel}$  بسیار کم است.

(۲) رؤیت ارتعاشاتی با دامنه همگرا که نشان‌دهنده پایداری سیستم است. در این حالت برای تکرار بعدی، مقداری بیشتر برای  $K_{w,sel}$  انتخاب می‌شود. برای این منظور مقدار  $K_{w,sel}$  به‌عنوان  $K_{w,exp,min}$  انتخاب شده و در آزمایش بعدی مقدار جدید معادله ۱۸ استفاده می‌شود. بدیهی است با این کار مقدار جدید  $K_{w,sel}$  از مقدار قبلی آن بیشتر خواهد بود.

نمودار مرزهای پایداری تجربی در حالت عدم حضور دست کاربر برحسب تأخیرهای زمانی مختلف در شکل ۶ آمده است. در حالتی که دست کاربر حضور نداشته باشد، مرز پایداری تئوری از معادله ۵ به دست می‌آید. در این معادله زمان نمونه‌برداری ۲ میلی‌ثانیه بوده و مقادیر  $m_d$  و  $b_d$  توسط روش‌های بهینه‌سازی به گونه‌ای پیدا می‌شوند که خطای بین مرز پایداری تئوری و تجربی کمینه شود.

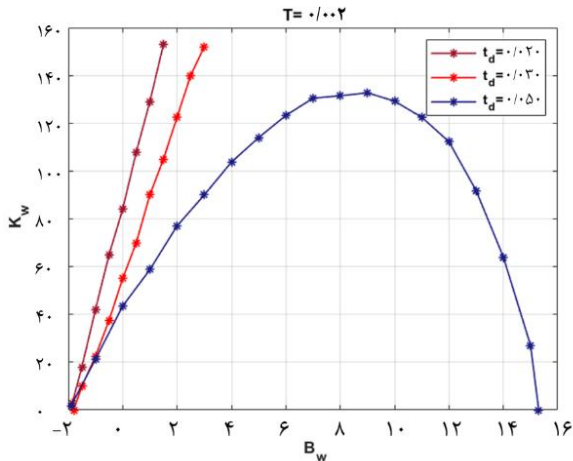


Fig. 6 Experimental stability boundary in the absence of the operator with time delays of 20, 30 and 50 ms

شکل ۶ نمودار مرز پایداری تجربی در حالت عدم حضور دست کاربر با تأخیرهای زمانی ۲۰، ۳۰ و ۵۰ میلی‌ثانیه‌ای

برای این منظور در هر دسته داده تجربی، با توجه به مشخص بودن مقادیر  $t_d$  و  $T$  حدسی توسط روش‌های بهینه‌سازی برای مقادیر  $m_d$  و  $b_d$  زده شده و مقدار بیشینه سفتی قابل شبیه‌سازی تئوری ( $K_{wt}$ ) در مقادیر  $B_{we}$  داده شده، از معادله به دست می‌آید. سپس اختلاف بین مرز پایداری تجربی و تئوری مطابق معادله ۱۹ حساب می‌شود:

$$e_i = K_{wt}^i - K_{we}^i \quad (19)$$

در معادله ۱۸ مقادیر  $K_{wt}^i$  و  $K_{we}^i$  به ترتیب ضریب فنر دیوار مجازی تئوری و ضریب فنر دیوار مجازی تجربی به ازای داده شماره  $i$  هستند ( $i$  بین ۱ تا ۳۸ است)؛ در ادامه با استفاده از معادله ۲۰ خطای به دست آمده با روش‌های مذکور، کمینه شده است (برای هر ۳ دسته داده‌های تجربی).

$$\text{Minimize } \sqrt{\sum_{i=1}^{38} e_i^2} \quad (20)$$

۳) رؤیت ارتعاشات با دامنه واگرا که دلالت بر ناپایدار بودن سیستم دارد. لذا در آزمایش بعدی بایستی مقدار کوچک‌تر را برای ضریب فنر جسم مجازی یا همان  $K_{w,sel}$  انتخاب کرد. برای این منظور مقدار  $K_{w,sel}$  در این مرحله به جای  $K_{w,exp,max}$  در نظر گرفته شده و آزمایش بعدی با ضریب جدید فنر مجازی با مقدار معادله ۱۸ انجام می‌شود؛ یعنی مقدار جدید  $K_{w,sel}$  کمتر می‌شود.

روند فوق برای هر تأخیر زمانی و هر مقدار  $B_{w,exp}$  ده بار تکرار می‌شود، سپس مقدار  $K_{w,sel}$  به عنوان مرز پایداری تجربی ثبت می‌شود. می‌توان دریافت که دقت تعیین این مرز پایداری تجربی با این روش  $\frac{200}{210} = 0.19$  (Nm/rad) خواهد بود. نتایج حاصل از این آزمایش‌ها در جداول ۱ تا ۳ آمده‌اند (جمعاً ۳۸ داده تجربی مختلف).

جدول ۱ مرز پایداری تجربی در حالت عدم حضور دست کاربر - تأخیر زمانی ۲۰ میلی‌ثانیه (سیستم SI)

Table 1 Experimental stability boundary in the absence of the operator-time delay of 20 ms (SI Units)

$B_{we}$	-۱/۸۵	-۱/۵	-۱	-۰/۵	۰/۵	۱/۵	۲
$K_{we}$	۳	۱۸	۴۲	۶۵	۱۰۸	۱۲۹	۱۵۳

جدول ۲ مرز پایداری تجربی در حالت عدم حضور دست کاربر - تأخیر زمانی ۳۰ میلی‌ثانیه (سیستم SI)

Table 2 Experimental stability boundary in the absence of the operator-time delay of 30 ms (SI Units)

$B_{we}$	-۱/۸	-۱/۵	-۱	-۰/۵	۰	۰/۵
$K_{we}$	۰	۱۰	۲۲/۵	۳۷/۵	۵۵	۷۰
$B_{we}$	۱	۱/۵	۲	۲/۵	۳	-
$K_{we}$	۹۰	۱۰۵	۱۲۲/۵	۱۴۰	۱۵۲	-

جدول ۳ مرز پایداری تجربی در حالت عدم حضور دست کاربر - تأخیر زمانی ۵۰ میلی‌ثانیه (سیستم SI)

Table 3 Experimental stability boundary in the absence of the operator-time delay of 50 ms (SI Units)

$B_{we}$	-۱/۹	-۱	۰	۱	۲
$K_{we}$	۱/۷۵	۲۱/۲۵	۴۳/۵	۵۸/۷۵	۷۷/۰۵
$B_{we}$	۳	۴	۵	۶	۷
$K_{we}$	۹۰	۱۰۳/۷۵	۱۱۴	۱۲۳/۲۵	۱۳۰/۵
$B_{we}$	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
$K_{we}$	۱۳۱/۵	۱۳۲/۷۵	۱۲۹/۲۵	۱۲۲/۵	۱۱۲/۲۵
$B_{we}$	۱۳	۱۴	۱۵	۱۵/۳	--
$K_{we}$	۹۱/۷۵	۶۴	۴۷	۰	--



تلاش می‌کند تا نیرویی ارادی به ربات وارد نکند تا دست وی غیرفعال باشد. نتایج آزمایش‌ها در جدول ۴ آورده شده است. فرضیات اولیه در شناسایی پارامترها شامل مثبت بودن مقادیر جرم، ضریب فنر و ضریب میرایی هستند؛ همچنین فرض بر این است که دینامیک ربات قابل شبیه‌سازی با یک جرم و یک اصطکاک میرا باشد. از سوی دیگر از ارتعاشات داخلی ربات چشم‌پوشی شده است. در مدل‌سازی دست کاربر نیز فرض شده که کاربر هیچ نیروی ارادی وارد نمی‌کند و لذا همواره غیرفعال است؛ همچنین رابطه بین نیروی اعمالی به دست و جابجایی آن نیز با یک سیستم خطی متشکل از یک جرم، دو فنر و دو میراگر (مطابق شکل ۱ و معادله ۱) مدل‌سازی می‌شود.

جدول ۴ مرز پایداری تجربی در حالت حضور دست کاربر (سیستم SI)

Table 4 Experimental stability boundary in the presence of the operator's hand (SI Units)

$B_{we}$	۰	۵	۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰
$K_{we}$	۴۶	۷۸	۹۶	۱۱۱	۹۳	۵۷	۲۱

در این قسمت هدف شناسایی و بهینه‌سازی هم‌زمان پارامترهای دینامیکی دست کاربر (شامل  $m_h, b_1, b_2, K_1$  و  $K_2$ ) و پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای (شامل  $m_d$  و  $b_d$ ) است (جمعاً ۷ پارامتر مجهول)؛ به‌گونه‌ای که خطای بین مرز پایداری تئوری و تجربی کمینه شود. برای این منظور با توجه به مشخص بودن نرخ نمونه‌برداری و تأخیر زمانی، توسط روش‌های بهینه‌سازی مذکور، حدسی برای ۷ پارامتر مجهول زده شده، سپس مقدار ضریب فنر تئوری قابل شبیه‌سازی جسم مجازی از معادلات ۷ و ۸ به دست می‌آید. نهایتاً اختلاف بین مرز پایداری تجربی و تئوری از طریق معادله ۱۹ محاسبه شده و توسط روش‌های مورد نظر کمینه می‌شود (با انتخاب مقادیری مناسب از پارامترهای ذکر شده).

## ۶- نتایج و بحث

برای بهینه‌سازی و شناسایی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای (در حالت عدم حضور دست کاربر)، داده‌های تجربی جداول ۱ تا ۳ به‌عنوان ورودی به الگوریتم‌های زنبورعسل مصنوعی، کلاغ و ژنتیک داده شد. هدف تعیین مقادیر  $m_d$  و  $b_d$  است تا مرز پایداری تجربی و تئوری بهترین تطابق را داشته و مقدار خطای تعریف شده کمینه شود. در فرایند بهینه‌سازی با هر روش، بر اساس مطالعات قبلی از قبیل [۸، ۱۲]، محدوده هر دو پارامتر مجهول بین ۰ تا ۵ در نظر گرفته شده و بهینه‌سازی

## ۵- شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر به‌صورت هم‌زمان

برای شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی دست کاربر و ربات لامسه‌ای به‌صورت هم‌زمان، آزمایش‌هایی جدید با حضور دست کاربر بر روی ربات کوکا انجام شده و مرز پایداری به‌صورت تجربی تعیین شده است. برای این منظور، یک مفصل این ربات به‌صورت فعال کنترل شده و یک جسم مجازی دورانی با فنریت و میرایی شبیه‌سازی شده است. در این حالت نیز بقیه مفاصل ربات توسط ترمزهایی که در ربات تعبیه شده است به‌صورت الکترونیکی قفل شده، برای این که تا حد امکان حرکتی نداشته باشند؛ سپس دست کاربر بر روی ربات قرار گرفته و آزمایش‌ها کاربر مربوطه انجام شده است. در حین انجام این آزمایش‌ها کاربر تلاش می‌کند تا هیچ نیروی ارادی وارد نکند؛ برای این منظور دست کاربر از ناحیه آرنج توسط طنابی گرفته شده تا بتواند بدون اعمال نیرو و سفت کردن ماهیچه‌های دست، آزادانه حرکت کند (شکل ۷).

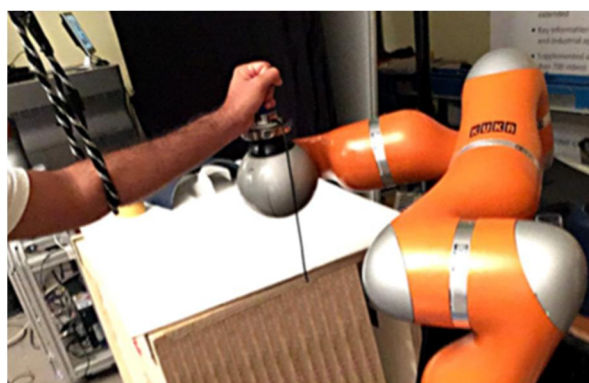


Fig. 7 The operator's hand put freely on a KUKA robot and the first joint of the robot is chosen as active joint

شکل ۷ دست کاربر به‌صورت آزادانه بر روی ربات کوکا قرار گرفته و مفصل اول ربات به‌عنوان مفصل فعال انتخاب شده است

آزمایش‌های انجام شده بر روی ربات با حضور دست کاربر برای تأخیر زمانی ثابت  $t_d = 100$  میلی‌ثانیه‌ای انجام شده است. دلیل استفاده از این تأخیر زمانی نسبتاً زیاد این است که حرکت ربات نرم شده و به کاربر آسیبی نرساند. در آزمایش‌ها مجدداً با فرض زمان نمونه‌برداری ۲ میلی‌ثانیه‌ای، مقداری برای ضریب میرایی جسم مجازی ( $B_{we}$ ) در نظر گرفته شد. سپس مطابق روند توضیح داده شده در قسمت قبل برای تعیین مرز پایداری تجربی در حالت بدون حضور دست کاربر، مرز پایداری تجربی با دست کاربر به‌دست آمده است. در تمامی این آزمایش‌ها، کاربر

از سوی دیگر ۵۰ جواب به‌دست آمده از روش‌های بهینه‌سازی مذکور، در معادله ۵ قرار گرفته و مرز پایداری تئوری متناظر با آن‌ها به‌دست آمده است؛ سپس خطای بین مرز این مرز تئوری با نتایج حاصل از آزمایش‌ها مطابق معادله ۱۹ محاسبه شده است. مقدار کمینه خطا، بیشینه خطا، انحراف معیار خطاها و همچنین زمان متوسط اجرای فرایند بهینه‌سازی هرکدام از روش‌های ذکر شده در جدول ۶ گزارش شده است. مطابق جدول ۶ و شکل ۸ می‌توان دریافت که هر سه روش مذکور توانسته‌اند به‌خوبی و تقریباً با دقت یکسان پارامترهای دینامیکی ربات را تعیین کنند؛ روش زنبورعسل کمی سرعت بیشتری داشته است.

**جدول ۶** مقادیر کمینه، بیشینه و انحراف معیار خطاها و زمان متوسط اجرای برای تعداد ۵۰ بهینه‌سازی با هر روش- در حالت عدم حضور دست کاربر

**Table 6** Values of minimum, maximum, and variance of errors and the average runtime for 50 iterations with each optimization method- in the absence of the operator's hand

نام روش	کمینه خطا	بیشینه خطا	انحراف معیار $\times 10^{-6}$	زمان متوسط اجرا (ثانیه)
زنبورعسل	۲۳/۳۵	۲۳/۳۶	۰/۵۹	۲۵۶
کلاغ	۲۳/۳۵	۲۳/۳۶	۰/۹۳	۲۸۰
الگوریتم ژنتیک	۲۳/۳۵	۲۳/۳۶	۰/۶۶	۲۷۹

برای بهینه‌سازی و شناسایی هم‌زمان پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر با روش‌های مذکور، مانند قبل هر روش ۵۰ شناسایی و بهینه‌سازی را انجام داده است تا ۷ پارامتر مجهول موردنظر تعیین شوند. محدوده عددی سفتی‌های فنر دست کاربر بین ۰ تا ۵۰۰ و سایر پارامترها بین ۰ تا ۵ در نظر گرفته شدند.

مقادیر متوسط این پارامترها در جدول ۷ دیده می‌شوند. با مقادیر عددی به‌دست آمده در جدول ۷، مرز پایداری تئوری در حالت حضور دست کاربر از معادله ۸ به‌دست آمده و با نتایج تجربی در شکل ۹ مقایسه شده‌اند. از این شکل می‌توان دریافت که روش‌های استفاده‌شده در این مقاله، قادر هستند علاوه بر شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی ربات، پارامترهای دینامیکی دست کاربر را نیز به‌خوبی شناسایی کنند تا اختلاف بین مرز پایداری تئوری و تجربی حداقل باشد.

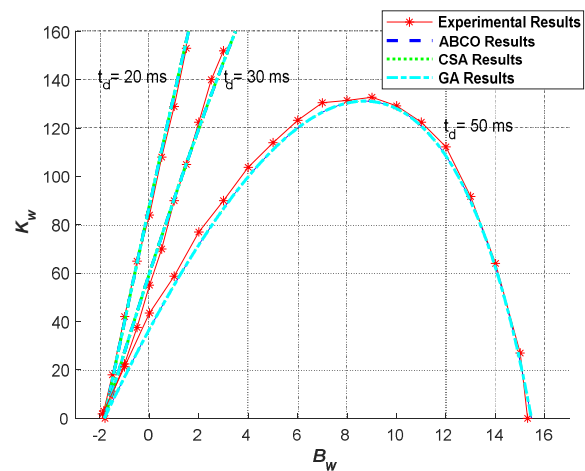
با هر روش ۵۰ بار انجام شده است. در هر بار تکرار بهینه‌سازی روش زنبورعسل و کلاغ، جمعیت اولیه کلونی‌ها ۱۰۰ عدد و تعداد تکرار برای یافتن جواب بهینه ۱۱۰ است؛ در روش الگوریتم ژنتیک نیز تعداد جمعیت برابر با ۱۰۰ و تعداد تکرار نیز ۱۱۰ انتخاب شد. مقادیر میانگین  $m_d$  و  $b_d$  به‌دست‌آمده توسط این سه روش در جدول ۵ دیده می‌شوند.

**جدول ۵** مقادیر میانگین پارامترهای دینامیکی ربات ( $b_d$  و  $m_d$ ) به‌دست‌آمده از روش‌های بهینه‌سازی مختلف

**Table 5** The average values of haptic device dynamic parameters ( $b_d$ ,  $m_d$ ) determined from different optimization methods

نام روش	$m_d$ (Kg)	$b_d$ (Ns/m)
روش بهینه‌سازی زنبورعسل	۰/۴۷۲۴	۱/۸۲۰۵
روش بهینه‌سازی کلاغ	۰/۴۷۲۴	۱/۸۲۰۶
الگوریتم ژنتیک	۰/۴۷۲۴	۱/۸۲۰۶

با مقادیر عددی جدول ۵ مرز پایداری تئوری به‌دست آمده از سه روش مذکور، با مرز پایداری حاصل از آزمایش‌ها در شکل ۸ مقایسه شده است. مشاهده می‌شود که هر سه روش به‌خوبی توانسته‌اند پارامترهای دینامیکی ربات را به‌گونه‌ای بیابند که اختلاف بین مرز تئوری و آزمایشی کمینه شود.



**Fig. 8** Comparison between stability boundary of experimental data (red starred line), stability boundary determined from the bee colony method (blue dashed line), crow search algorithm (green dotted line), and the genetic algorithm (cyan dash dot) in the absence of the operator and different time delays

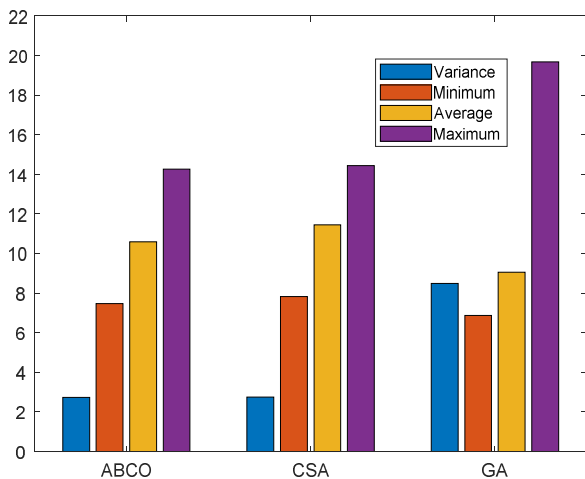
**شکل ۸** قیاس مرز پایداری حاصل از داده‌های تجربی (خط ستاره قرمز)، مرز به‌دست آمده از روش کلونی زنبورعسل (خط چین آبی)، روش کلاغ (نقطه چین سبز) و الگوریتم ژنتیک (خط نقطه فیروزه‌ای) در حالت عدم حضور دست کاربر و تأخیرهای زمانی مختلف

جدول ۸ مقادیر کمینه خطا، بیشینه خطا، انحراف معیار و زمان متوسط اجرای برای تعداد ۵۰ بهینه‌سازی با هر روش- در حالت شناسایی ربات و دست کاربر

**Table 8** Values of minimum, maximum, and variance of errors and the average runtime for 50 iterations with each optimization method- in the presence of the operator's hand

نام روش	کمینه خطا	بیشینه خطا	انحراف معیار	زمان متوسط اجرا (ثانیه)
روش بهینه‌سازی زنبورعسل	۷/۴۷	۱۴/۸۵	۳/۵۶	۴۹۱
روش بهینه‌سازی کلاغ	۷/۸۲	۱۷/۲۳	۳/۶۳	۴۶۷
الگوریتم ژنتیک	۶/۸۷	۲۴/۶۸	۱۹/۶۶	۴۶۴

در تعیین پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای (۲ پارامتر)، هر سه روش با دقت بسیار بالایی به پارامترهایی تقریباً یکسان و در نتیجه به خطای یکسانی در تخمین مرز پایداری رسیده‌اند. لکن در شناسایی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای و دست کاربر (جمعاً ۷ پارامتر)، روش‌های مختلف در تکرارهای مختلف می‌توانند مقادیری متفاوت را بیابند. در نتیجه مقدار خطای به‌دست آمده با روش‌های ذکرشده، در هر بار تکرار تفاوت خواهند داشت. مقایسه‌ای تصویری بین مقدار کمینه، بیشینه، میانگین و انحراف معیار خطا (به‌دست آمده از ۵۰ تکرار فرایند شناسایی) در شکل ۱۰ دیده می‌شود.



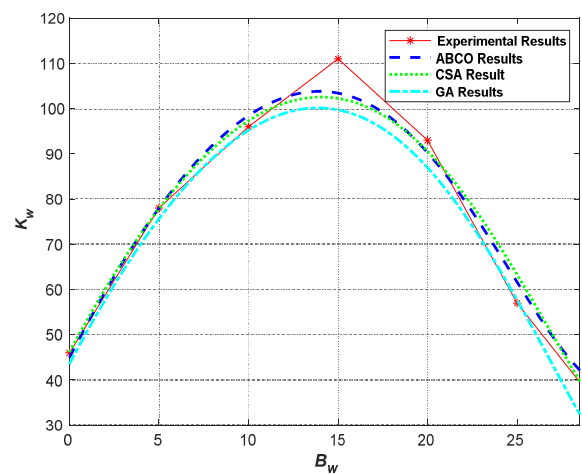
**Fig. 10** Values of minimum, maximum, average, and variance of errors for different identification methods

شکل ۱۰ مقادیر کمینه، بیشینه، میانگین و انحراف معیار خطاها برای روش‌های شناسایی مختلف

جدول ۷ مقادیر میانگین پارامترهای دینامیکی دست کاربر و ربات لامسه‌ای به‌دست‌آمده از روش‌های بهینه‌سازی مختلف

**Table 7** The average values of operator's hand and haptic device dynamic parameters determined from different optimization methods

نام کمیت	روش بهینه‌سازی زنبورعسل	روش بهینه‌سازی کلاغ	روش الگوریتم ژنتیک
$m_h$ (kgm <sup>2</sup> )	۲/۴۲	۲/۵۲	۲/۳۰
$b_1$ (Nms/rad)	۱/۸۹	۲/۱۶	۱/۷۶
$b_2$ (Nms/rad)	۱۱۸/۰۸	۱۶۱/۳۶	۱۵۶/۲۶
$k_1$ (Nm/rad)	۴۹۲/۰۳	۴۰۸/۳۸	۳۳۸/۹۳
$k_2$ (Nm/rad)	۱/۹۶	۱/۵۸	۱/۳۴
$m$ (kgm <sup>2</sup> )	۱/۶۷	۱/۷۳	۱/۶۷
$b$ (Nms/rad)	۲/۵۵	۲/۷۷	۲/۷۵



**Fig. 9** Comparison between stability boundary of experimental data (red stard line), stability boundary determined from the bee colony method (blue dashed line), crow search algorithm (green dotted line), and the genetic algorithm (cyan dash dot) in the presence of the operator

شکل ۹ مرز پایداری حاصل از داده‌های آزمایشی گرفته شده روی ربات کوا سبک وزن ۴ (ستاره خط قرمز)، مرز تئوری به‌دست آمده از روش زنبورعسل (خط چین آبی)، مرز تئوری به‌دست آمده از روش کلاغ (نقطه‌چین سبز)، و مرز پایداری تئوری به‌دست آمده از الگوریتم ژنتیک (خط نقطه فیروزه‌ای) در حضور دست کاربر

مجدداً با قرار دهی ۵۰ مقدار عددی به‌دست آمده در معادله ۸ و سپس استفاده از معادله ۱۹، خطای هر روش بهینه‌سازی در هر تکرار به دست می‌آید. برای مقایسه بهتر بین دو روش بهینه‌سازی، مقادیر کمینه خطا، بیشینه خطا، انحراف معیار خطا و همچنین متوسط زمان اجرای هر روش در جدول ۸ با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

در حالت عدم حضور دست کاربر، نتایج تجربی و تئوری تطابق بسیار خوبی دارد اما در حالت حضور دست کاربر، اختلافی بعضاً مشهود بین دو مرز پایداری در برخی نقاط وجود دارد؛ این اختلاف دلایل موجهی دارد. در آزمایش‌ها سعی شده که کاربر نیروی ارادی وارد نکند اما تضمینی برای آن وجود نداشت. باید توجه داشت که در صورت اعمال نیروی ارادی توسط دست انسان، دست دیگر یک سیستم کاملاً غیرفعال نیست و شبیه‌سازی آن توسط المان‌های غیرفعال (مانند جرم، فنر و میراگر) خیلی دقیق نخواهد بود. از سوی دیگر، حتی با فرض عدم اعمال نیروی ارادی توسط کاربر، تخمین دینامیک پیچیده، غیرخطی و چند درجه آزادی دست کاربر با مدلی خطی (معادله ۱)، خود یک تقریب است؛ همچنین رفتار ماهیچه‌های دست کاربر در کشش و فشار یکسان نیست، لذا خطی‌سازی دست کاربر خود یک تقریب بوده و موجب بروز خطا در تئوری و آزمایش‌ها می‌شود. از سویی کمتر بودن تعداد داده‌های تجربی نیز بر روی دقت فرایند بهینه‌سازی تأثیرگذار بوده و موجب کاهش آن می‌شود.

#### ۸- فهرست علائم

$AP$	درصد احتمال
$b_1$	ضریب میرایی مؤثر دست از مچ تا آرنج ( $Nsm^{-1}$ )
$b_2$	ضریب میرایی مؤثر دست از آرنج تا شانه ( $Nsm^{-1}$ )
$b_d$	ضریب میرایی ربات لامسه‌ای ( $Nsm^{-1}$ )
$BN$	تعداد زنبورهای عسل
$B_w$	ضریب میرایی مجازی جسم مجازی ( $Nsm^{-1}$ )
$B_{we}$	ضریب میرایی ( $Nsm^{-1}$ )
$c_d$	نیروی اصطکاک کولمب ربات لامسه‌ای (N)
$e_i$	خطا بین مرز پایداری تجربی و تئوری ( $Nsm^{-1}$ )
$f_i$	مقدار تابع هدف برای جواب $i$
$f_i^{i,iter}$	طول پروازی کلاغ $i$ در تکرار شماره $i$ iter
$F_H$	تبدیل لاپلاس نیروی اعمالی توسط دست کاربر
$K_{we}$	مقدار تجربی ضریب فنر جسم مجازی ( $Nsm^{-1}$ )
$K_{wt}^i$	مقدار تئوری ضریب فنر دیوار مجازی به ازای داده شماره $i$ ( $Nsm^{-1}$ )
$K_{we}^i$	مقدار تجربی ضریب فنر دیوار مجازی به ازای داده شماره $i$ ( $Nsm^{-1}$ )
$m_H$	جرم مؤثر دست کاربر (Kg)
$m_d$	جرم مؤثر ربات لامسه‌ای (Kg)
$m_j^{j,iter}$	حافظه کلاغ $j$ برای محل بهترین غذا در تکرار شماره

فرایند شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای مجهول بر روی یک کامپیوتر با پردازنده Intel(R) Core(TM) i5-7200 و با رم ۶ گیگابایت انجام شده است. برای شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی دست کاربر و ربات لامسه‌ای، این روش تمامی ۷ پارامتر مورد نظر را با دقتی بهتر از ۰/۰۰۱ (یک ده‌هزارم) و با زمان اجرای متوسط ۸ دقیقه‌ای تعیین می‌کند. در صورت عدم استفاده از روش‌های بهینه‌سازی عددی، اولین راهی که ممکن است به ذهن خطور کند، استفاده از ۷ حلقه تودرتو، تغییر گام‌به‌گام هر یک از پارامترهای دینامیکی در یک حلقه، سپس تعیین مرز پایداری تئوری و محاسبه کردن خطا در هر حالت است. مدت‌زمان انجام بهینه‌سازی از این طریق با تخمینی به‌دست آمده است. برای این منظور کدی در نرم‌افزار متلب نوشته شده و فرض شده که این ۷ پارامتر با استفاده از ۷ کد تودرتو، هرکدام دارای ۵ تقسیم‌بندی بین بازه‌های مجاز ذکر شده باشند. آنگاه مشاهده شد که مدت‌زمان لازم برای تغییر ۷ پارامتر مذکور، تعیین مرز پایداری تئوری، سپس تعیین خطای بین مرز پایداری تئوری و تجربی و در نهایت یافتن مقادیر بهینه پارامترهای مجهول تقریباً ۹ دقیقه است. با توجه به محدودۀ واقعی این پارامترها و همچنین داشتن حداقل دقت ۰/۰۰۱ در تمامی پارامترها، زمان یافتن مقادیر بهینه این پارامترها در حدود ۱۰<sup>۲۷</sup> سال به دست می‌آید! این امر اهمیت و ضرورت استفاده از روش‌های بهینه‌سازی عددی (مانند روش کلونی زنبورعسل، روش بهینه‌سازی کلاغ و یا الگوریتم ژنتیک) را نشان می‌دهد.

#### ۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای دینامیکی سیستم‌های مختلف با سه روش بهینه‌سازی زنبورعسل مصنوعی، روش بهینه‌سازی کلاغ و همچنین الگوریتم ژنتیک انجام شده و نتایج با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در حالت شناسایی پارامترهای دینامیکی ربات لامسه‌ای (تعیین اینرسی و ضریب اصطکاک میرای ربات) هر سه روش تقریباً دارای حداقل خطا و عملکرد یکسان هستند. برای شناسایی و بهینه‌سازی هم‌زمان پارامترهای دینامیکی ربات و دست کاربر، کمترین مقدار خطا ۶/۸۷ بوده و متعلق به الگوریتم ژنتیک است؛ درحالی‌که این روش با داشتن انحراف معیار ۱۹/۶۶ و بیشینه خطای ۲۴/۶۸ بزرگ‌ترین انحراف معیار و خطا را نیز داراست که نشان می‌دهد این روش فضای جستجو را به‌صورت بازتر و با احتمال بیشتر در یافتن جواب‌های جدید در نظر می‌گیرد.

- [9] M. Minsky, O.y. Ming, O. Steele, F. P. Brooks Jr, M. Behensky, Feeling and seeing: issues in force display, in *Proceedings of the 1990 symposium on Interactive 3D graphics*, 1990, pp. 235-241.
- [10] J. J. Gil, A. Avello, A. Rubio, J. Florez, Stability analysis of a 1 dof haptic interface using the routh-hurwitz criterion, *IEEE transactions on control systems technology*, vol. 12, pp. 583-588, 2004.  
<http://doi.org/10.1109/TCST.2004.825134>
- [11] A. Mashayekhi, S. Behbahani, F. Ficuciello, B. Siciliano, A novel Lyapunov function for stability of haptic device in simulating virtual objects, *Modares Mechanical Engineering*, vol. 17, pp. 367-374, 2018. (in Persian)
- [12] A. Mashayekhi, S. Behbahani, F. Ficuciello, B. Siciliano, Analytical stability criterion in haptic rendering: *The role of damping*, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 23, pp. 596-603, 2018.  
<http://doi.org/10.1109/TMECH.2018.2797688>
- [13] A. Mashayekhi, S. Behbahani, F. Ficuciello, B. Siciliano, Delay-dependent stability analysis in haptic rendering, *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 97, pp. 33-45, 2020.  
<https://doi.org/10.1007/s10846-019-01017-x>
- [14] Z. Han, M. Chen, S. Shao, Q. Wu, Improved artificial bee colony algorithm-based path planning of unmanned autonomous helicopter using multi-strategy evolutionary learning, *Aerospace Science and Technology*, vol. 122, p. 107374, 2022.  
<https://doi.org/10.1016/j.ast.2022.107374>
- [15] A. G. Hussien, M. Amin, M. Wang, G. Liang, A. Alsanad, A. Gumaei, H. Chen, Crow search algorithm: theory, recent advances, and applications, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 173548-173565, 2020.  
<http://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3024108>
- [16] H. Liu, Research on cloud computing adaptive task scheduling based on ant colony algorithm, *Optik*, vol. 258, p. 168677, 2022.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.168677>
- [17] J. Peng, Y. Li, H. Kang, Y. Shen, X. Sun, Q. Chen, Impact of population topology on particle swarm optimization and its variants: An information propagation perspective, *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 69, p. 100990, 2022.  
<https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100990>
- [18] B. Yang, X. Huang, W. Cheng, T. Huang, X. Li, Discrete bacterial foraging optimization for community detection in networks, *Future Generation Computer Systems*, vol. 128, pp. 192-204, 2022.  
<https://doi.org/10.1016/j.future.2021.10.015>
- [19] Y. Liu, X. Feng, Y. Yang, Z. Ruan, L. Zhang, K. Li, Solving urban electric transit network problem by integrating Pareto artificial fish swarm algorithm and genetic algorithm, *Journal of Intelligent Transportation Systems*, vol. 26, pp. 253-268, 2022.  
<https://doi.org/10.1080/15472450.2020.1848561>
- [20] T. Yoshikawa, Y. Ichino, Impedance identification of human fingers using virtual task environment, in *Proceedings 2003 IEEE/ASME International*

iter	
$r_i$	عددی اتفاقی با توزیع یکنواخت بین صفر تا یک
$s$	عملگر تبدیل لاپلاس
$t_d$	تأخیر زمانی در حلقه کنترلی (s)
$T$	زمان نمونه‌برداری (s)
$X_H$	تبدیل لاپلاس مکان دست کاربر
$X_i$	جواب ایجاد شده توسط زنبور شماره $i$
$X_{ij}$	جواب بهینه یافت شده توسط زنبور شماره $i$ پس از $j$ تکرار
$\varphi_{ij}$	عددی تصادفی بین $-1$ تا $1$
$\omega$	فرکانس (rads <sup>-1</sup> )
$\omega_{max}$	بیشینه فرکانس (rads <sup>-1</sup> )

## ۹- مراجع

- [1] L. Li, F. Yu, D. Shi, J. Shi, Z. Tian, J. Yang, X. Wang, Q. Jiang, Application of virtual reality technology in clinical medicine, *American journal of translational research*, vol. 9, pp. 3867, 2017.
- [2] H. Y. B. Tse, *Dental training system using haptic technology*, 2008.
- [3] Z. Xu, H. Yu, S. Yan, Motor rehabilitation training after stroke using haptic handwriting and games, in *Proceedings of the 4th International Convention on Rehabilitation Engineering & Assistive Technology*, 2010, pp. 1-4.  
<https://doi.org/10.1145/2503713.2503738>
- [4] W. Yu, R. Ramloll, S. Brewster, Haptic graphs for blind computer users, in *International workshop on haptic human-computer interaction*, 2000, pp. 41-51.  
[https://doi.org/10.1007/3-540-44589-7\\_5](https://doi.org/10.1007/3-540-44589-7_5)
- [5] Q. V. Dang, L. Vermeiren, A. Dequidt, M. Dambrine, Analyzing stability of haptic interface using linear matrix inequality approach, in *2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, 2012, pp. 1129-1134.  
<http://doi.org/10.1109/ROBIO.2012.6491121>
- [6] J. J. Gil, E. Sánchez, T. Hulin, C. Preusche, G. Hirzinger, Stability boundary for haptic rendering: Influence of damping and delay, *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, vol. 9, 2009.  
<https://doi.org/10.1115/1.3074283>
- [7] T. Hulin, A. Albu-Schäffer, G. Hirzinger, Passivity and stability boundaries for haptic systems with time delay, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 22, pp. 1297-1309, 2013.  
<https://doi.org/10.1109/TCST.2013.2283372>
- [8] A. Mashayekhi, S. Behbahani, F. Ficuciello, B. Siciliano, Influence of human operator on stability of haptic rendering: a closed-form equation, *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, vol. 4, pp. 403-415, 2020.  
<https://doi.org/10.1007/s41315-020-00131-6>

- IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, pp. 1853-1865, 2018.  
<https://doi.org/10.1109/TII.2018.2857198>
- [30] Q. Cheng, H. Huang, M. Chen, A Novel Crow Search Algorithm Based on Improved Flower Pollination, *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, pp. 1-26, 2021.  
<https://doi.org/10.1155/2021/1048879>
- [31] F. Duan, F. Song, S. Chen, M. Khayatnezhad, N. Ghadimi, Model parameters identification of the PEMFCs using an improved design of Crow Search Algorithm, *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 47, pp. 33839-33849, 2022.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.07.251>
- [32] X. Lu, D. Kanghong, L. Guo, P. Wang, A. Yildizbasi, Optimal estimation of the Proton Exchange Membrane Fuel Cell model parameters based on extended version of Crow Search Algorithm, *Journal of Cleaner Production*, vol. 272, p. 122640, 2020.  
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122640>
- [33] D. G. Gracia-Velásquez, A. S. Morales-Rodríguez, O. D. Montoya, Application of the Crow Search Algorithm to the Problem of the Parametric Estimation in Transformers Considering Voltage and Current Measures, *Computers*, vol. 11, p. 9, 2022.  
<https://doi.org/10.3390/computers11010009>
- [34] M. A. Tavouli, N. Namazi, A. Darvizeh, H. Babaei, F. Abdolkamali, R. Rajabie Fard, Experimental investigation and numerical modelling of dynamic compaction process of pure iron powder with ceramic particles, *Iranian Journal of Manufacturing Engineering*, Vol. 3, No. 3, pp. 20-28, 2017 (in Persian).
- [35] K. Alinaghi, S. Golabi, Minimizing piston mass of Neuman Esser reciprocating compressors using genetic algorithm, *Iranian Journal of Manufacturing Engineering*, vol. 8, pp. 30-42, 2021 (in Persian).
- [36] M. M. Moghadam, M. Modabberifar, B. Mirzakhani, Design of a new actuator for actuating a linear hydraulic valve and its optimization with genetic algorithm, *Iranian Journal of Manufacturing Engineering*, vol. 4, pp. 1-9, 2017 (in Persian).
- Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2003)*, 2003, pp. 759-764.  
<http://doi.org/10.1109/AIM.2003.1225438>
- [21] R. G. Dong, J. H. Dong, J. Z. Wu, S. Rakheja, Modeling of biodynamic responses distributed at the fingers and the palm of the human hand–arm system, *Journal of Biomechanics*, vol. 40, pp. 2335-2340, 2007.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2006.10.031>
- [22] A. Z. Hajian, R. D. Howe, Identification of the mechanical impedance at the human finger tip, *Journal of Biomechanical Engineering, ASEM*, 1997.  
<https://doi.org/10.1115/1.2796052>
- [23] J. E. Speich, L. Shao, M. Goldfarb, Modeling the human hand as it interacts with a telemanipulation system, *Mechatronics*, vol. 15, pp. 1127-1142, 2005.  
<https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2005.06.001>
- [24] A. Karami, A. Mashayekhi, Stability analysis of multi-DOF haptic robots and comparing it with its equivalent model, *presented at the 30th Annual International Conference on Mechanical Engineering*, 2022.  
<https://doi.org/10.1109/ICRoM57054.2022.10025192>
- [25] A. Mashayekhi, M. Shakeri, S. Behbahani, A. Nahvi, M. Keshmiri, Simplification of a Multi-DOF haptic device and its effect on stability, *presented at the 6th National Conference on Mechanical and Aerospace Engineering*, 1400.
- [26] D. Karaboga, An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, *Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer*, 2005.
- [27] Ş. Öztürk, R. Ahmad, N. Akhtar, Variants of Artificial Bee Colony algorithm and its applications in medical image processing, *Applied soft computing*, vol. 97, p. 106799, 2020.  
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106799>
- [28] S. Okdem, D. Karaboga, C. Ozturk, An application of wireless sensor network routing based on artificial bee colony algorithm, in *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)*, 2011, pp. 326-330.  
<https://doi.org/10.1109/CEC.2011.5949636>
- [29] H. Gao, Y. Shi, C.M. Pun, S. Kwong, An improved artificial bee colony algorithm with its application,