



Computational Intelligence in Electrical Engineering
Vol. 13, No. 4, 2023
Research Paper

Estimating Three-phase Induction Motor Parameters Using Single-phase Current and the Harris Hawk's Optimization Algorithm

Ahmad Shirzadi ¹, Arash Dehestani Kolagar ², Mohammad Reza Alizadeh Pahlavani ³

¹ M.Sc Student, Faculty of Electrical & Computer Engineering, Malek Ashtar
University of Technology, Tehran, Iran

² Assistant Professor, Faculty of Electrical & Computer Engineering, Malek Ashtar
University of Technology, Tehran, Iran

³ Associate Professor, Faculty of Electrical & Computer Engineering, Malek Ashtar
University of Technology, Tehran, Iran

Abstract:

In this paper, to estimate the parameters of a three-phase induction motor, the current measured in one phase and Harris Hawk's optimization algorithm (HHO) as well as the recently introduced improved technique of this algorithm (IHHO) are used. This method includes estimating the electrical equivalent circuit parameters of a three-phase induction motor, including rotor and stator resistance, leakage inductance, magnetizing inductance, as well as mechanical parameters including the moment of inertia and friction coefficient. As three-phase induction motors are widely used in various industries, it is necessary to identify their parameters to implement adjustable speed control systems for such motors. Therefore, it is necessary to develop appropriate algorithms to accurately estimate the induction motor parameters. The main inspiration of the proposed method is the behavior of the Harris hawk group in nature. The objective function is defined as the calculation of the least mean squares of the error resulting from the numerical simulation of the dynamic equations of the motor and the measured value of the current of one motor's phase. The proposed method is applied to the dynamic model of a specific motor and the results of the proposed method are compared with other previously published methods. The obtained results demonstrate the remarkable capability of the proposed method and its rapid convergence.

Keywords: Harris Hawk's algorithm, parameter estimation, induction motor, dynamic model, least mean squares of the error.



This is an open access article under the CC BY-NC-ND/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



<https://doi.org/10.22108/isee.2021.126245.1431>

تخمین پارامترهای موتور القایی سه فاز با استفاده از جریان یک فاز

و الگوریتم بهینه سازی هریس هاوکس

احمد شیرزادی^۱، آرش دهستانی کلاگر^{۲*}، محمدرضا عزیزاده پهلوانی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی مالک اشتر- تهران- ایران

ahmadshirzadi@mut.ac.ir

۲- استادیار، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی مالک اشتر- تهران- ایران

a_dehestani@mut.ac.ir

۳- دانشیار، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی مالک اشتر- تهران- ایران

mr_alizadehp@mut.ac.ir

چکیده: در این مقاله برای تخمین پارامترهای موتور القایی سه فاز، از اندازه گیری جریان یک فاز و الگوریتم بهینه سازی هریس هاوکس (HHO) و همچنین، تکنیک بهبود یافته این الگوریتم (IHHO) استفاده می شود که به تازگی معرفی شده است. این روش دربرگیرنده تخمین پارامترهای مدار معادل الکتریکی موتور القایی سه فاز شامل مقاومت روتور و استاتور، اندوکتانس نشتی، اندوکتانس مغناطیس کنندگی و نیز پارامترهای مکانیکی شامل ممان اینرسی و ضریب اصطکاک می شود. با توجه به اینکه موتورهای القایی سه فاز به دلیل ویژگی هایی که دارند در صنایع گوناگون استفاده می شوند، شناسایی پارامترهای مذکور برای پیاده سازی سیستم های کنترل دور چنین موتورهایی لازم است؛ بنابراین، ضروری است الگوریتم های مناسبی به منظور تخمین دقیق پارامترهای موتور القایی توسعه داده شوند. الهام بخش اصلی روش مطرح شده، رفتار گروه شاهین هریس در طبیعت است. تابع هدف به صورت محاسبه حداقل میانگین مربعات خطای حاصل از شبیه سازی عددی معادلات دینامیکی موتور، با مقدار جریان یک فاز موتور تعریف می شود. روش ارائه شده، روی مدل دینامیکی یک موتور مشخص اعمال می شود و نتایج روش پیشنهادی، با نتایج الگوریتم بهینه سازی تفاضل تکاملی (DE)، مقایسه می شوند. حاصل این مقایسه، نشان دهنده قابلیت روش پیشنهادی و همگرایی سریع آن است.

واژه های کلیدی: الگوریتم هریس هاوکس، تخمین پارامتر، موتور القایی، مدل دینامیکی، حداقل میانگین مربعات خطا.

۱- مقدمه

می شوند؛ با این حال، این موتورها بیشتر با مبدل های فرکانسی کنترل می شوند و در نتیجه، مقادیر نامی فرکانس های عملیاتی متفاوت اند. یکی از راه های تجزیه و تحلیل TIM، تعیین ناحیه عملکردی مناسب برای یک وضعیت خاص است که محاسبات تعیین این ناحیه به پارامترهای الکتریکی و مکانیکی موتور نیاز دارد. چنین پارامترهایی، وقتی به یک مدل ریاضی اعمال می شوند، نشان دهنده دینامیک های عملکردی TIM هستند [۱]؛

باین حال، پارامترهای داده شده از سازنده ممکن است تحت تأثیر شرایط خارجی و داخلی، مانند سایش مکانیکی و

موتورهای القایی سه فاز (TIM^۱) به طور گسترده ای در صنایع گوناگون استفاده می شوند. نمودارهای کارایی TIM در فرکانس نامی در دیتاشیت مربوط به موتور یافت

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۱۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۱۰

نام نویسنده مسئول: آرش دهستانی کلاگر

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه صنعتی مالک اشتر - مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر

گرمایش الکتریکی تغییر کنند [۲].

پارامترها برای مدار معادل الکتریکی به طور معمول از طریق آزمایش های روتور، قفل و بی باری موتور استخراج می شوند. همان طور که در استاندارد IEEE بیان شده، [۳]، داده های مدار معادل الکتریکی استخراج شده مربوط به حالت پایدار دستگاه است؛ البته چنین روشی ساده و تقریبی است و ممکن نیست دقیق باشد. علاوه بر این، پارامترهای مکانیکی در این روش برآورد نمی شوند؛ بنابراین، روش های پیشرفته تری به دلیل توانایی ارزیابی دقیق تر پارامترهای الکتریکی و مکانیکی، جایگزین روش فوق می شوند. در [۴] دو روش برای محاسبه پارامترهای مدار معادل الکتریکی پیشنهاد شده است. این روش ها به ترتیب براساس شبکه های عصبی مصنوعی (ANN^2) و سیستم های استنتاج عصبی - فازی تطبیقی ($ANFIS^3$) طراحی شده اند. در این دو روش، داده های مورد نیاز برای به دست آوردن مدار معادل الکتریکی عبارت اند از: گشتاور، توان اکتیو و راکتیو، جریان راه اندازی، حداکثر گشتاور، سرعت بار کامل و راندمان که از طریق اطلاعات پلاک موتور قابل حصول است. روش پیشنهاد شده در [۵] براساس استفاده از شبکه عصبی آدلاین^۴ برای شناسایی ثابت زمانی روتور و ضریب نشتی TIM در حالت پایدار (فرکانس های بالا)، و نیز مقاومت نشتی و اندوکتانس القایی استاتور (در فرکانس های پایین) ارائه شده است. در [۶] نیز استفاده از آزمایش های فرکانس متغیر، برای محاسبه پارامترهای مدار معادل الکتریکی پیشنهاد شده است.

در سال های گذشته، روش های مختلف تخمین پارامترهای الکتریکی و مکانیکی TIM، براساس استفاده از روش های محاسباتی، در مقالات متعددی گزارش شده است؛ برای مثال، در [۷] شناسایی گشتاور TIM با استفاده از تنها یک سنسور ولتاژ پیشنهاد شده است که با توجه به پارامترهای برآورد شده استخراج می شود؛ در نتیجه، روش ساده و کم هزینه ای است. استفاده از الگوریتم های بلا درنگ تخمین پارامترها نیز در [۸] پیشنهاد شده است که شامل یک روش کنترل پیش بین براساس تقریب اوایلر برای تخمین مقاومت استاتور، از مدل خطی موتور القایی است. در [۹] یک روش بهینه سازی مبتنی بر الگوریتم ازدحام ذرات

(PSO^۵) برای ارزیابی پارامترهای مدار معادل الکتریکی TIM، مقایسه گشتاور و مشخصات ارائه شده از سازنده، ارائه شده است. استفاده از الگوریتم های تکاملی در ارزیابی و شناسایی پارامترهای TIM نیز در تحقیقات اخیر بارها مشاهده شده است. در [۱۰] استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور شناسایی هم زمان پارامترهای مکانیکی و الکتریکی، تنها با استفاده از جریان ورودی و ولتاژ راه اندازی ارائه شده است. روش پیشنهادی در [۱۱] نیز شامل استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی (DE^6) برای تخمین مقاومت روتور و استاتور و نیز اندوکتانس های نشتی روتور و استاتور، از طریق مقایسه مقادیر گشتاورهای نامی، راه اندازی و رتورقفل اندازه گیری شده، با مقادیر حاصل از پارامترهای تخمین زده شده است. در [۱۲] تأثیر تغییرات دما بر پارامترهای الکتریکی و مکانیکی TIM با استفاده از یک سیگنال جریان تحلیل شده است. علاوه بر این، در [۱۳]، تجزیه و تحلیل پنج روش مختلف DE، برای بررسی و استخراج بهترین روش ارزیابی پارامترهای مدار معادل الکتریکی TIM، با استفاده از سیگنال های ولتاژ سه فاز ورودی و خروجی، حاصل از شبیه سازی، پیشنهاد شده است. در نهایت، در [۱۴] با در نظر گیری سیگنال های جریان سه فاز حاصل از شبیه سازی دو موتور مختلف به عنوان سیگنال های ورودی، از روش DE به منظور تخمین پارامترهای مدار معادل الکتریکی و ممان اینرسی استفاده شده است. در یک تحلیل کلی، مشکل اصلی گزارش شده در برخی از روش های پیشنهادی، به دست آوردن اطلاعات لازم برای شناسایی پارامترها مانند سرعت و گشتاور بوده است [۴، ۹، ۱۱]. در این راستا، در برخی از تحقیقات، از سنسورهای پیشرفته تری استفاده شده است؛ اما متقابلاً ایجاد هزینه های بالا، گسترش و فراگیری چنین روش هایی را محدود ساخته و در نتیجه، از جذابیت این روش ها کاسته است. علاوه بر این، روش های ارائه شده، رویکردهای جایگزینی را برای تخمین پارامترهای مدار معادل الکتریکی TIM [۴، ۶، ۹، ۱۳] یا پارامترهای مکانیکی مربوطه [۷]، به جای در نظر گرفتن ترکیب آنها پیشنهاد می دهند. راهکارهای ارائه شده در [۱۰، ۱۲، ۱۴]، روش هایی را برای برآورد پارامترهای الکتریکی و مکانیکی پیشنهاد داده اند؛ با

$$K(\varphi) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & \cos\left(\varphi - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\varphi) & -\sin\left(\varphi - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (۱)$$

۳- مدل سازی موتور القایی سه فاز

برای مدل سازی ماشین های القایی در قاب مرجع، یک انتخاب متداول، نوشتن معادلات دینامیکی ماشین با استفاده از بردار شار پیوندی $\Psi_{a\beta}$ و سرعت مکانیکی رتور ω_r به عنوان متغیرهای حالت است.

$$\begin{aligned} \frac{d\Psi_{s,a\beta}}{dt} &= -\omega_{fr} \Psi_{s,\beta\alpha} - \omega_b R_s i_{s,a\beta} + \omega_b v_{s,a\beta} \\ \frac{d\Psi'_{r,a\beta}}{dt} &= (\omega_r - \omega_{fr}) \Psi'_{r,\beta\alpha} - \omega_b R'_r i'_{r,a\beta} + \omega_b v'_{r,a\beta} \end{aligned} \quad (۲)$$

در معادلات فوق، پارامترهای مدل عبارت اند از: مقاومت استاتور R_s ، سرعت زاویه ای قاب مرجع ω_{fr} و سرعت زاویه ای مبنا ω_b . همچنین، $v_{s,a\beta}$ ولتاژ استاتور در قاب مرجع دوفاز ایستا $(\alpha\beta)$ بوده و $v'_{r,a\beta}$ نیز ولتاژ رتور در قاب مرجع ساکن است. شایان ذکر است ولتاژ رتور در شبیه سازی ها برابر با صفر قرار می گیرد. همچنین، معادلات مربوط به جریان در قاب مرجع ساکن عبارت اند از:

$$\begin{aligned} i_{s,a\beta} &= \frac{1}{X_s} \Psi_{s,a\beta} - \frac{X_m}{X_s} i'_{r,a\beta} \\ i'_{r,a\beta} &= \frac{1}{X_r} \Psi'_{r,a\beta} - \frac{X_m}{X_r} i_{s,a\beta} \end{aligned} \quad (۳)$$

در معادلات فوق نیز پارامترهای مدل عبارت اند از: مقاومت استاتور (روتور) $(R_s (R_r))$ ، راکتانس نشتی استاتور (روتور) $(X_{ls} (X_{lr}))$ و راکتانس مغناطیسی X_m . علاوه بر این، راکتانس های $X_s = X_{ls} + X_m$ و $X_r = X_{lr} + X_m$ نیز تعریف شدنی اند. درخور ذکر است همه مقادیر روتور به طرف استاتور ارجاع داده شده اند. معادله حالت سرعت مکانیکی رتور نیز به صورت زیر نشان داده می شود:

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{T_e - T_L - K_D \omega_r}{J} \quad (۴)$$

در رابطه فوق، J ممان اینرسی (kgm^2) ، ω_r سرعت زاویه ای موتور (rad/s) ، T_L گشتاور بار روی محور

این حال، روش معرفی شده در [۱۰] به ولتاژ سه فاز و مقادیر جریان نیاز دارد؛ در نتیجه، تعداد شش سنسور در این روش نیاز است؛ اما در مقابل، روش به کار رفته در [۱۲] تنها از داده های محاسباتی استفاده می کند.

نوآوری این مقاله، در پیوند زدن مسئله جدید تخمین پارامترهای موتور القایی سه فاز با استفاده از جریان یک فاز [۱۵] با الگوریتم های نوین بهینه سازی HHO و IHHO است [۱۶، ۱۷]. در این مقاله نشان داده شد این الگوریتم های بهینه سازی نوین، قابلیت استفاده در حوزه هوش محاسباتی در مهندسی برق را دارند؛ بنابراین، مقادیر مدار معادل الکتریکی شامل مقاومت روتور و استاتور، اندوکتانس نشتی، اندوکتانس مغناطیسی و نیز مقادیر مکانیکی مانند ممان اینرسی و ضریب اصطکاک موتور القایی سه فاز است. درخور ذکر است در اختیار داشتن سیگنال جریان، تنها یک فاز موتور در این روش کفایت می کند. در این مقاله، معادلات مربوط به تبدیل سیگنال های حوزه زمان، از یک سیستم سه فاز (abc) به قاب مرجع دوجوری ایستا $(\alpha\beta)$ ، به طور مختصر در بخش دوم بیان می شوند. در بخش سوم، به اجمال مدل دینامیکی TIM، مطابق با مرجع [۱۸]، معرفی و در بخش چهارم نیز تابع هدف مناسبی برپایه میانگین مربعات خطای حاصل از شبیه سازی عددی معادلات دینامیکی و مقدار اندازه گیری شده جریان یک فاز موتور تعریف می شود. در بخش پنجم که سهم اصلی مقاله حاضر را به خود اختصاص می دهد، روش بهینه سازی هریس هاوکس و نحوه پیاده سازی این الگوریتم برای شناسایی پارامترهای TIM، به تفصیل، بیان و در نهایت در بخش ششم، نتایج شبیه سازی ها و مقایسه نتایج الگوریتم های بهینه سازی HHO و DE ارائه می شوند.

۲- قاب مرجع

تمامی متغیرهای موتور به فرم کلی $\xi_{abc} = [\xi_a \xi_b \xi_c]^T$ در سیستم سه فاز (abc) قابل تبدیل به متغیرهایی در قاب مرجع متعامد گردان dq ، $\xi_{dq} = [\xi_d \xi_q]^T$ هستند. تبدیل فوق به صورت $\xi_{dq} = K(\varphi) \xi_{abc}$ است که در آن:

متلب است تا از خطای مربوط به صفرشدن مخرج کسر در زمان اجرای برنامه جلوگیری شود.

رویکرد استفاده شده در تابع هدف، یعنی میانگین مربعات خطای خطی یا غیرخطی، بیشترین کاربرد را در برازش منحنی ها و تخمین پارامترهای موجود در مدل سیستم های دینامیکی دارد. همان طور که در [۱۹-۲۱] نشان داده شده است.

۵- الگوریتم بهینه سازی هریس هاوکس

الگوریتم بهینه سازی هریس هاوکس HHO^A ، در سال ۲۰۱۹ معرفی شد [۱۶]. الهام بخش اصلی این الگوریتم رفتار مشارکتی و سبک تعقیب طعمه توسط گروه شاهین های هریس در طبیعت با روش حمله غافلگیرانه (مشهور به استراتژی هفت کشته) بوده است. در این استراتژی هوشمند، چندین شاهین به صورت مشارکتی به یک طعمه از جهت های مختلف، حمله و سعی می کنند آن را غافلگیر کنند. شاهین هریس می تواند الگوهای مختلف تعقیب را براساس ماهیت سناریوهای پویا و الگوهای گریز طعمه، ارائه دهد. با استفاده از روابط ریاضی، این الگوها و رفتارهای پویا فرمول بندی می شوند تا یک الگوریتم بهینه سازی را ایجاد کنند. نتایج آماری و مقایسه ها نشان می دهند نتایج مربوط به الگوریتم HHO بسیار امیدوارکننده بوده و با روش های فراابتکاری نوین قابل رقابت است [۱۶].

قریب به اتفاق الگوریتم های فراابتکاری جمعیتی، معمولاً برگرفته از یک پدیده طبیعی اند [۲۲-۲۵]. این الگوریتم ها فرآیند بهینه سازی خود را با استفاده از تولید مجموعه ای از پاسخ ها آغاز می کنند. هر یک از این پاسخ ها، بیان کننده یک راه حل کاندیدا برای مسئله بهینه سازی است. این جمعیت معمولاً با استفاده از برخی عملگرهای تصادفی، در هر مرحله تکرار تکامل می یابند و جای خود را به جمعیت های جدیدتر و مطلوب تر می دهند [۲۶، ۲۷]. فرآیند بهینه سازی تا زمانی ادامه پیدا می کند که معیار توقف (در این تحقیق، حداکثر تعداد تکرار الگوریتم بهینه سازی) برقرار شود. در این الگوریتم ها، ویژگی مشترکی موجود این است که گام های جستجو در دو فاز انجام می شوند: اکتشاف و استخراج [۲۸]. در فاز اکتشاف، الگوریتم از عملگرهای

موتور $(N.m)$ و K_D ضریب اصطکاک $(N.m.s)$ است. هنگامی که موتور در حالت بدون بار و با سرعت ثابت می چرخد، ضریب اصطکاک با رابطه (۵) محاسبه می شود.

$$K_D = \frac{\omega_r}{T_e} \quad (5)$$

در تحقیقات آزمایشگاهی به منظور شناسایی ضریب اصطکاک، تعدادی آزمایش های بدون بار با هدف ارزیابی پارامتر انجام می شود. برای تکمیل مدل، گشتاور الکترومغناطیسی در معادلات (۴) و (۵) به صورت زیر محاسبه می شود.

$$T_e = \left(\frac{3}{2}\right) \left(\frac{P}{2}\right) \left(\frac{1}{\omega_b}\right) (\psi'_{r,\alpha} \dot{i}'_{r,\beta} - \psi'_{r,\beta} \dot{i}'_{r,\alpha}) \quad (6)$$

مدل سازی ریاضی موتور القایی، برای استفاده از روش برآورد پارامتر پیشنهادی، ضروری است. درواقع، ارزیابی مجموعه ای از پارامترهای موجود در روش حاضر، با کمک شبیه سازی عددی معادلات دینامیکی موتور القایی صورت می گیرد. در این راستا، برای شناخت بیشتر مدل دینامیکی موتور القایی، خواننده علاقه مند را به مرجع [۱۸] ارجاع می دهیم.

۴- تعریف تابع هدف

برای ارزیابی پارامترهای تخمینی، از تابع هدف مشخصی استفاده می شود. مقدار این تابع هدف با استفاده از محاسبه خطای میانگین مربعات (MSE^V) جریان حاصل از پارامترهای تخمینی و جریان اندازه گیری شده (مرجع) محاسبه و به صورت رابطه (۷) بیان می شود.

$$Fitness = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{I_i - \hat{I}_i}{I_i} \right)^2 \quad (7)$$

در عبارت فوق، $\hat{I}_i$ و I_i به ترتیب سیگنال جریان تخمینی و جریان حاصل از اندازه گیری (مرجع) بوده و N تعداد نمونه های استفاده شده در تابع هدف است.

نکته ای که باید در زمان نوشتن کدهای مربوط به تابع هدف (۷) لحاظ شود، این است که مقادیر صفر سیگنال مرجع را با کوچک ترین مقدار عددی $eps(realmin)$ جایگزین شود که معادل عدد $4/9407 \times 10^{-32}$ در نرم افزار

با توجه به قیود تعریف شده در جدول (۱) ساخته می شود. پس از ساخته شدن جمعیت پارامترها هر عضو از این جمعیت برای استخراج جریان به مدل دینامیکی موتور اعمال می شود. سپس سیگنال جریان مربوط به آن عضو با سیگنال جریان اندازه گیری شده (مرجع)، با تابع هدف ارزیابی می شود. درواقع، هر عضو جمعیت برداری است که شامل پارامترهای جدول (۱) است.

جدول (۱): مشخصات یک عضو از جمعیت پارامترها

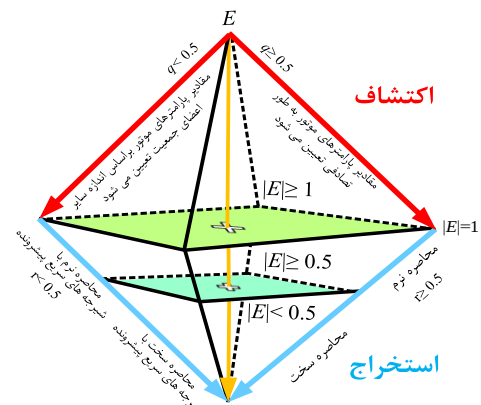
حد و مرز پارامتر	عنوان پارامتر	حد و مرز پارامتر	عنوان پارامتر
[۲۰-۳۰]	X_M (ohms)	[۰/۱-۰/۵]	r_s (ohms)
[۰/۰۱-۰/۲]	J (kg.m ²)	[۰/۱-۰/۸]	X_{ls} (ohms)
[۰-۰/۰۱]	K_D (N.m.s)	[۰/۱-۰/۹]	r_r (ohms)
-	Fitness	[۰/۱-۰/۸]	X_{lr} (ohms)

برای تشریح الگوریتم، نامگذاری های مناسبی در این راستا انجام شده است. با توجه به این موضوع که ماهیت الگوریتم HHO برگرفته از طبیعت است، ناگزیر برای تبیین چگونگی انجام بهینه سازی به کاررفته در فرآیند تخمین پارامترهای TIM و درک مطالب مربوطه، از عبارات مصطلح در الگوریتم HHO استفاده می شود؛ برای مثال، مفاهیم شاهین ها و طعمه، در این مقاله به ترتیب ناظر بر کلیه بردارهای شامل پارامترهای TIM و بهترین بردار شامل پارامترهای TIM هستند که تا آن زمان الگوریتم توانسته است تخمین بزند.

۵-۲- فاز اکتشاف

در الگوریتم HHO، شاهین های هریس طبق دو استراتژی به طور تصادفی در برخی نقاط می نشینند و منتظر شناسایی طعمه می مانند. اگر برای هر استراتژی نشستن، احتمالی برابر با q در نظر گرفته شود، شاهین ها (پارامترهای موتور) براساس موقعیت دیگر اعضای خانواده (به طوری که به اندازه کافی به آنها نزدیک باشند) و همچنین، موقعیت طعمه (بهترین پارامتر تخمین زده شده)، مکان نشستن خود را انتخاب می کنند. این استراتژی در (۸) برای $q < 0.5$

تصادفی خود استفاده می کند تا عمیق ترین نواحی مختلف در فضای ویژگی را کاوش کند؛ ازاین رو، رفتارهای اکتشافی یک الگوریتم بهینه سازی باید دارای یک ذات تصادفی و به اندازه کافی غنی باشد تا به طرز کارآمد و مؤثری، راه حل های تصادفی بیشتری را در مناطق مختلف توپوگرافی مسئله مشخص کند [۲۹]. فاز استخراج نیز به طور معمول پس از فاز اکتشاف اجرا می شود. در این فاز، الگوریتم بهینه سازی سعی می کند تا روی همسایگانی متمرکز شود که در فضای جستجو کیفیت بهتری دارند. در این فاز، فرآیند جستجو بیشتر متمرکز بر یک ناحیه محلی است. یک الگوریتم بهینه سازی باید قادر به برقراری توازن مناسب و معقول بین فازهای اکتشاف و استخراج باشد. در غیر این صورت، احتمال اینکه الگوریتم در یک نقطه بهینه محلی (LO^*) به دام افتد و همگرایی زود هنگام رخ دهد، بیشتر خواهد شد. شکل (۱) تمام فازهای الگوریتم بهینه سازی HHO را نشان می دهد که در زیربخش های بعدی تشریح می شود.



شکل (۱): فازهای مختلف HHO

در این شکل، پارامترهای r و q اعدادی تصادفی در بازه (۰،۱) هستند و در هر تکرار به روزرسانی می شوند. پارامتر E نیز معرف انرژی گریز مسئله است که ذات تصادفی دارد. مقدار این پارامتر در بازه (۰،۲) قرار دارد و در طول فرآیند بهینه سازی به سمت صفر همگرا می شود. درخور ذکر است با توجه به مقدار این پارامترها، فازهای مختلف الگوریتم (اکتشاف، استخراج و محاصره) تعیین می شوند.

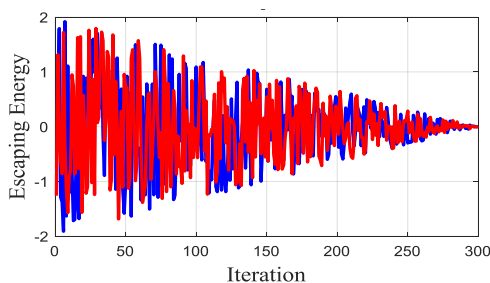
۵-۱- تولید جمعیت اولیه

اولین سری جمعیت پارامترهای موتور به طور تصادفی و

زیر بیان می‌شود.

$$E = 2E_0 (1 - t/T) \quad (10)$$

در این رابطه، E بیان‌کننده انرژی گریز برای یافتن مقدار بهینه مطلق، t تعداد تکرار، T بیان‌کننده حداکثر تعداد تکرار و E_0 نیز بیان‌کننده انرژی اولیه برای دست‌یابی به مقدار بهینه مطلق است. در الگوریتم HHO، مقدار E_0 در هر تکرار به صورت تصادفی در بازه $(-1, 1)$ تغییر می‌کند. در طول فرآیند الگوریتم، شکل (۲) با توجه به مدل انرژی گریز (۱۰)، برای حداکثر تعداد تکرار برابر با ۳۰۰ رسم شده است. این شکل کاهش انرژی گریز و ذات تصادفی بودن مقدار E را در طول فرآیند الگوریتم به خوبی نشان می‌دهد.



شکل (۲): رفتار E در طول دو اجرا و ۳۰۰ تکرار

۵-۴- فاز استخراج

در این فاز، شاهین‌های هریس عملیات حمله غافلگیرانه (یا همان هفت کشته [۳۰]) را با حمله به طعمه شناسایی شده در فاز قبلی انجام می‌دهند؛ هرچند طعمه‌ها معمولاً سعی می‌کنند از موقعیت‌های خطرناک فرار کنند؛ از این رو، در شرایط واقعی، سبک‌های متفاوتی برای تعقیب شکار صورت می‌گیرد. براساس رفتارهای فرار طعمه و چهار استراتژی تعقیب شاهین‌های هریس، نحوه حمله در الگوریتم HHO مدل‌سازی می‌شود.

به منظور مدل‌سازی این استراتژی و ایجاد این قابلیت در HHO که بتواند بین فرایندهای محاصره سخت و نرم جابه‌جا شود، از پارامتر E (انرژی گریز) استفاده می‌شود. بر اساس این، هنگامی که $|E| \geq 0.5$ است، محاصره نرم اتفاق می‌افتد و هنگامی که $|E| < 0.5$ است، محاصره سخت صورت می‌گیرد و متغیر r نیز برابر با شانس گریز از مقدار بهینه موفق ($0.5 < r$) یا ناموفق ($r \geq 0.5$) است.

مدل‌سازی شده است. استراتژی دیگر مربوط به مواقعی است که مقدار $q \geq 0.5$ است. در این استراتژی شاهین‌ها به صورت تصادفی روی درختان بلند (نقاط تصادفی که با توجه به قیود هر پارامتر موتور تعریف می‌شود) می‌نشینند. بیان ریاضی این استراتژی نیز در (۸) آورده شده است. هر دو استراتژی معرفی شده، با عنوان اکتشاف در شکل (۱) مشخص شده‌اند.

$$X(t+1) = \begin{cases} x_{rand}(t) - r_1 [x_{rand}(t) - 2r_2 X(t)], & q \geq 0.5 \\ (x_{best}(t) - X_m(t)) - r_3 [LB + r_4 (UB - LB)], & q < 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

در رابطه فوق، $X(t+1)$ بیان‌کننده بردار به‌روزرسانی شده از پارامترهای موتور، $X_{best}(t)$ بیان‌کننده پارامتر برگزیده موتور (که بهترین مقدار تابع هدف را دارد)، $X(t)$ بیان‌کننده بردار موقعیت پارامتر انتخاب شده موتور، و r_1, r_2, r_3, r_4 و q نیز اعداد تصادفی در بازه $(0, 1)$ هستند. اعداد تصادفی در هر تکرار به‌روزرسانی می‌شوند. متغیرهای UB و LB به ترتیب بیان‌کننده کران بالا و کران پایین متغیرها هستند و $X_{rand}(t)$ نیز پارامتری است که به صورت تصادفی از جمعیت فعلی انتخاب می‌شود. متغیر $X_m(t)$ نیز میانگین اندازه پارامترهای TIM در جمعیت فعلی را نشان می‌دهد. در این بخش، ساده‌ترین قاعده برای شبیه‌سازی رفتار پارامترها استفاده می‌شود. میانگین اندازه پارامتر با استفاده از رابطه (۹) به دست می‌آید:

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (9)$$

در رابطه فوق، $X_i(t)$ بیان‌کننده موقعیت هر پارامتر در یک تکرار و N نیز بیان‌کننده تعداد جمعیت پارامترها است.

۵-۳- انتقال از فاز اکتشاف به فاز استخراج

الگوریتم HHO می‌تواند از فاز اکتشاف به فاز استخراج انتقال یابد و سپس براساس انرژی گریز مسئله بهینه‌سازی، رفتارهای استخراجی مختلفی را اتخاذ کند. انرژی گریز در واقع برگرفته از طبیعت است. به این صورت که انرژی یک طعمه در طول فرار، به‌طور چشمگیری کاهش پیدا می‌کند. برای مدل‌سازی این فرآیند، انرژی گریز به صورت

محاصره سخت

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E |JX_{Best}(t) - X(t)| \quad (12)$$

$$\Delta X(t) = X_{Best}(t) - X(t)$$

در این رابطه $\Delta X(t)$ بیان‌کننده اختلاف میان بردار موقعیت بهترین عضو جمعیت و موقعیت فعلی در تکرار t ام است. همچنین، $J = 2(1 - r_5)$ بوده و بیان‌کننده مقدار جهش طعمه در طول فرآیند فرار است و در آن، متغیر r_5 یک تصادفی در بازه $(0, 1)$ است؛ در نتیجه، مقدار J در هر تکرار به صورت تصادفی تغییر می‌کند تا شرایط طبیعی حرکات شبیه‌سازی شوند.

محاصره نرم با شیرجه‌های سریع

هنگامی که همچنان $|E| \geq 0.5$ اما $r < 0.5$ است و انرژی گریز کافی نیز وجود دارد، برای یافتن مقدار بهینه از محاصره نرم استفاده می‌شود. این رویه هوشمندانه‌تر از حالت قبلی است.

برای مدل‌سازی ریاضیاتی الگوهای گریز طعمه و «حرکت‌های جهشی» (همان‌طور در [۳۰] اشاره شده است)، از مفهوم «پرواز لوی» ($LF^{''}$) در الگوریتم HHO استفاده می‌شود. مطالعات نشان می‌دهند عملیات‌های بر پایه پرواز لوی، تاکتیک‌های مطلوبی برای شکارچیان در شرایط غیرمخرب محسوب می‌شوند [۳۱، ۳۲]؛ از این رو، در این فاز روش HHO، از حرکت‌های پرواز لوی استفاده می‌کند. با الهام‌گیری از رفتار واقعی شاهین‌ها مفروض است که شاهین‌ها هنگام شکار طعمه در شرایط رقابتی، بهترین شیرجه ممکن را به سمت طعمه می‌زنند؛ بنابراین، برای اجرای محاصره نرم، فرض می‌شود شاهین‌ها (پارامترهای موتور) می‌توانند مقدار بعدی خود را براساس قاعده بیان شده در (۱۳) ارزیابی کنند.

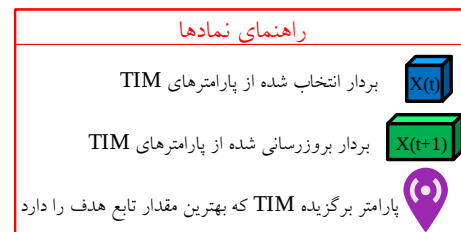
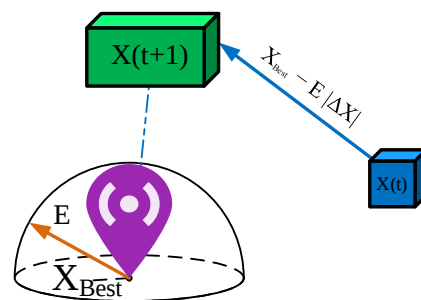
$$Y = X_{Best}(t) - E |JX_{Best}(t) - X(t)| \quad (13)$$

سپس نتایج احتمالی با شیرجه قبلی مقایسه می‌شوند تا تشخیص داده شود آیا حرکت (شیرجه) بعدی می‌تواند شیرجه خوبی باشد یا خیر. اگر حرکت بعدی معقولانه نباشد (هنگامی که دیده شود طعمه حرکت‌های فریبنده

هنگامی که $r \geq 0.5$ و $|E| < 0.5$ باشد و میزان انرژی گریز نیز پایین باشد، طبق آنچه در طبیعت اتفاق می‌افتد، شاهین‌های هریس به سختی طعمه (بهترین عضو جمعیت) مدنظر را محاصره می‌کنند تا در نهایت، عملیات حمله غافلگیرانه را اجرا کنند. در این شرایط، وضعیت فعلی با استفاده از رابطه (۱۱) به‌روزرسانی می‌شود.

$$X(t+1) = X_{Best}(t) - E |\Delta X(t)| \quad (11)$$

گرافی از پارامترهای برداری رابطه فوق، به همراه یک عضو از جمعیت در حالت محاصره سخت، در شکل (۳) نشان داده شده است.



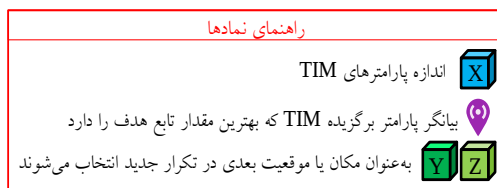
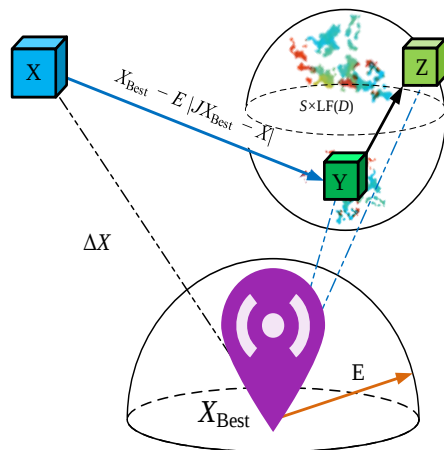
شکل (۳): مثالی از بردارهای کلی در حالت محاصره سخت

محاصره نرم

هنگامی که $r \geq 0.5$ و $|E| \geq 0.5$ باشد، اگر در طعمه همچنان انرژی کافی وجود داشته باشد، طعمه سعی می‌کند با پرش‌های تصادفی، شاهین‌ها را گمراه کند. در طول این تلاش‌ها، شاهین‌ها (اعضای جمعیت) سعی می‌کنند به نرمی فضای مسئله را احاطه کنند و مقدار انرژی E را کاهش دهند. سپس برای یافتن مقدار بهینه اقدام می‌شود. این رفتار براساس قواعد زیر مدل‌سازی می‌شود.

محاصره سخت با شیرجه های سریع بهبود یافته

هنگامی که $r < 0.5$ و $|E| < 0.5$ باشد و انرژی گریز کافی نیز وجود نداشته باشد، در این شرایط، پیش از یافتن مقدار بهینه، محاصره سخت انجام می شود.



شکل (۴): مثالی از بردارهای کلی در حالت محاصره نرم با شیرجه های سریع و بهبود یافته

در این مرحله در طبیعت وضعیت در سمت طعمه مشابه با محاصره نرم است؛ اما این بار، شاهین ها سعی می کنند فاصله میانگین موقعیت ها را با طعمه (بهترین پارامتر جمعیت) کاهش دهند؛ بنابراین، در شرایط محاصره سخت، قاعده زیر اجرا می شود:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (17)$$

در این رابطه، Y و Z با استفاده از قواعد جدید زیر محاسبه می شوند:

$$Y = X_{Best}(t) - E |JX_{Best}(t) - x_m(t)| \quad (18)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (19)$$

که در آن، $x_m(t)$ با استفاده از رابطه (۹) محاسبه

بیشتری انجام می دهد، شاهین ها نیز هنگام نزدیک شدن به طعمه شیرجه های غیرعادی و سریعی می زنند. در اینجا فرض می شود شاهین ها با استفاده از قاعده زیر براساس الگوهای LF شیرجه خواهند زد.

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (14)$$

در این رابطه، D برابر با بعد مسئله (در اینجا برابر با هفت) بوده و S یک بردار تصادفی با اندازه $1 \times D$ است. همچنین، تابع LF نیز بیان کننده پرواز لوی است که با استفاده از رابطه (۱۵) محاسبه می شود [۳۳].

$$LF(x) = \frac{0.01u \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{\frac{1}{\beta}}}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (15)$$

در رابطه فوق، u و v مقادیر تصادفی در بازه $(0,1)$ بوده و β نیز یک مقدار ثابت و برابر با $1/5$ است. بر اساس این، استراتژی نهایی برای به روزرسانی اندازه پارامترهای موتور در فاز محاصره نرم مطابق با رابطه (۱۶) بیان می شود.

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < f(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < f(X(t)) \end{cases} \quad (16)$$

که در آن، متغیرهای Y و Z با استفاده از روابط (۱۱) و (۱۳) محاسبه می شوند. همچنین، در هر مرحله، تنها بهترین پارامتر به عنوان پارامتر بعدی انتخاب می شود. این استراتژی برای تمام عامل های جستجو اجرا می شود. در شکل (۴)، یک مثال ساده برای این وضعیت (با یک عضو از جمعیت) نمایش داده شده است.

درخور توجه است در شکل (۴)، تاریخچه موقعیت الگوهای حرکتی مبتنی بر LF، در طول برخی تکرارها نیز نمایش داده شده است. در این شکل، نقاط قرمز رنگ نشان دهنده ردپای الگوهای LF در طی یک آزمایش اند و الگوریتم HHO پس از گذار از آنها به موقعیت Z می رسد.

به جای استفاده از مقادیر $X_{\min}$, $X_{\max}$ ، از مقدار $X_{\text{Best}}(t)$ بهترین پارامتر استفاده می شود.

$$X(t+1) = \begin{cases} X(t+1), & X_{\min} \leq X(t+1) \leq X_{\max} \\ X_{\text{Best}}(t), & X(t+1) < X_{\min} \\ X_{\text{Best}}(t), & X(t+1) > X_{\max} \end{cases} \quad (21)$$

۵-۶- شبه-کد و فلوچارت الگوریتم HHO

شبه-کد مربوط به الگوریتم HHO در ادامه آورده شده است. همچنین، برای جمع بندی، فلوچارت مربوط به کلیه مراحل فرآیند تخمین پارامترهای موتور القایی، با استفاده از الگوریتم هریس هاوکس، در شکل (۶) نشان داده شده است.

شبه-کد مربوط به الگوریتم HHO

ورودی ها: تعداد جمعیت N و ماکزیمم تعداد تکرار T و تعیین مرزی پارامترها خروجی ها: پارامترهای موتور TIM

while (stopping condition is not met) **do**

fitness محاسبه تابع هدف

تعیین بهترین پارامتر با توجه به نتیجه حاصل از تابع هدف X_{best}

for (each hawk (X_i)) **do**

مقدار J و E_0 انرژی به روزرسانی می کند

$E_0 = 2 \text{rand} - 1$, $J = 2(1 - \text{rand})$

بروز رسانی مقدار E , (10)

if ($|E| \geq 1$) **then** ▶ فاز استخراج

بروز رسانی مقادیر پارامترها (8)

if ($|E| < 1$) **then** ▶ فاز استخراج

if ($r \geq 0.5$ and $|E| \geq 0.5$) **then** ▶ محاصره نرم

بروز رسانی مقادیر پارامترها (12)

elseif ($r \geq 0.5$ and $|E| < 0.5$) **then** ▶ محاصره سخت

بروز رسانی مقادیر پارامترها (11)

elseif ($r < 0.5$ and $|E| \geq 0.5$) **then** ▶

محاصره نرم با شیرجه های سریع

بروز رسانی مقادیر پارامترها (16)

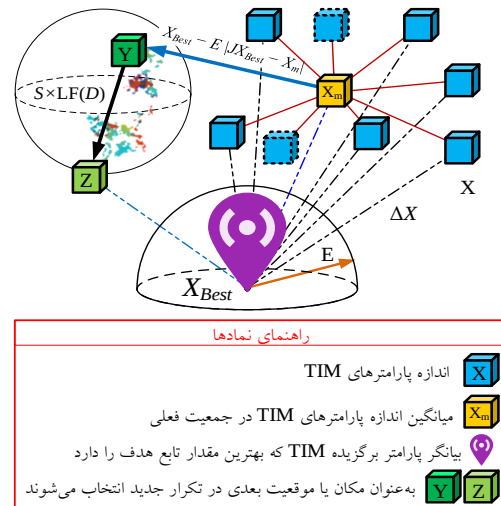
elseif ($r < 0.5$ and $|E| < 0.5$) **then** ▶

محاصره سخت با شیرجه های سریع

بروز رسانی مقادیر پارامترها (17)

Return X_{best}

می شود. در شکل (۵) مثال ساده ای از این مرحله نمایش داده شده است.



شکل (۵): مثالی از بردارهای کلی در محاصره سخت با

شیرجه های سریع و بهبود یافته در فضای سه بعدی

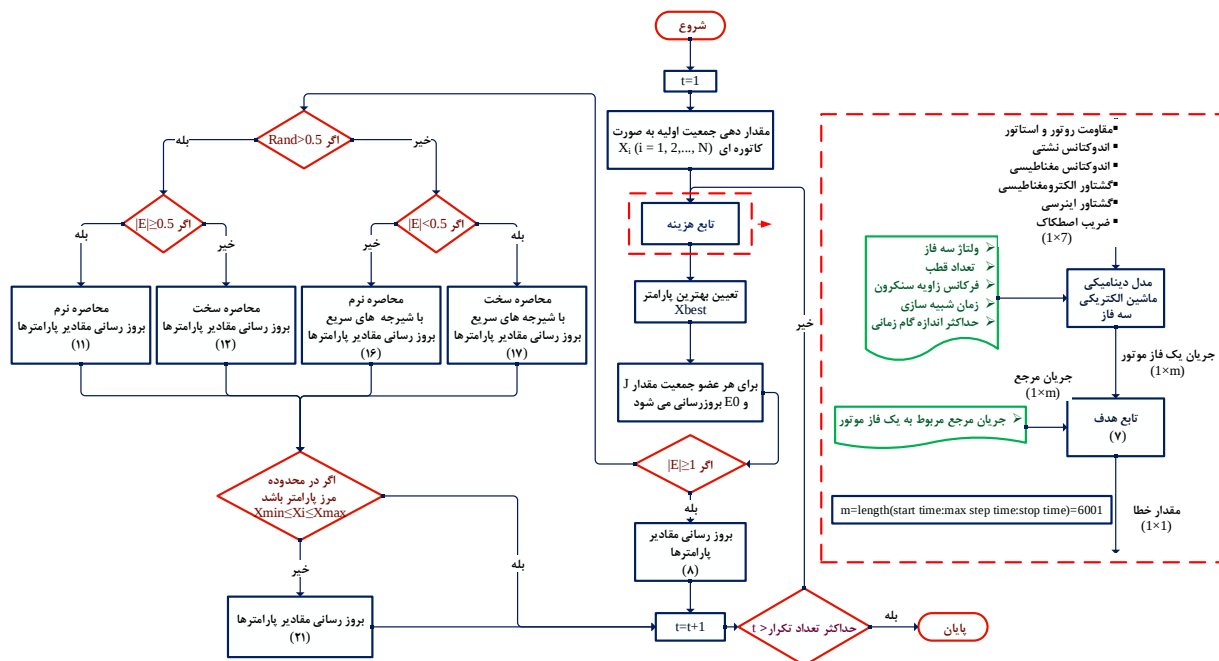
درخور توجه است در این شکل، نقاط رنگی مربوط به رد پای مکانی الگوهای LF در طی یک آزمایش اند و تنها Y و Z به عنوان مکان یا موقعیت بعدی در تکرار جدید انتخاب می شوند.

۵-۵- الگوریتم هریس هاوکس بهبود یافته IHHO

در روش HHO، هرگاه مقدار پارامترهای TIM از قیود تعریف شده برای هر پارامتر موتور تخطی کند، برای اصلاح این موضوع، مقدار مربوط به هر پارامتر با توجه به کرانهای تعریف شده مقداردهی می شود که در اینجا مقدار این قیود (کرانها) برای هر پارامتر با $X_{\min}$, $X_{\max}$ مشخص می شوند؛ بنابراین، به زبان ریاضی نوشته می شود:

$$X(t+1) = \begin{cases} X(t+1), & X_{\min} \leq X(t+1) \leq X_{\max} \\ X_{\min}, & X(t+1) < X_{\min} \\ X_{\max}, & X(t+1) > X_{\max} \end{cases} \quad (20)$$

در [۱۷] روش IHHO معرفی شده است که در آن



شکل (۶): فلوچارت تخمین پارامتر موتور القایی سه فاز با استفاده از الگوریتم هریس هاوکس

از پارامترهای TIM آورده شده است. تعداد مقادیر مربوطه، با توجه به کران‌های تعیین شده برای هر پارامتر و نیز میزان گام تغییرات 0.0001 برای هر پارامتر تعیین می‌شود.

جدول (۲): کران‌ها و تعداد مقادیر هر یک از پارامترهای TIM

پارامترها	کمترین مقدار پارامترها	بیشترین مقدار پارامترها	تعداد مقادیر متصور برای هر پارامتر
R_s	۰/۱	۰/۵	۴۰۰۱
X_{ls}	۰/۱	۰/۸	۷۰۰۱
R_r	۰/۱	۰/۹	۸۰۰۱
X_{lr}	۰/۱	۰/۸	۷۰۰۱
X_{Lm}	۲۰	۳۰	۱۰۰۰۰۱
J	۰/۰۱	۰/۲	۱۹۰۱
K_D	۰	۰/۰۱	۱۰۱

تعداد حالات متصور برای هر پارامتر با توجه به کران‌ها و گام تغییرات 0.0001 با استفاده از کلیه مقادیر مربوط به پارامترها تعداد کل حالت‌های ممکن یا به عبارتی فضای کلی مسئله ترسیم می‌شوند. برای محاسبه تمامی حالت‌های ممکن پارامترهای TIM با فرض استقلال پیشامد حالات پارامترها نسبت به یکدیگر بیان می‌شود تعداد کل حالت‌های تصورشده در مسئله تخمین پارامتر TIM، برابر با $3/0129 \times 10^{24}$ حالت است. این موضوع نشان می‌دهد

۷-۵- پیچیدگی محاسباتی HHO و فضای مسئله

درخصوص میزان پیچیدگی محاسباتی الگوریتم HHO، شایان ذکر است این پیچیدگی وابسته به سه فرآیند مقداردهی اولیه، محاسبه تابع هدف و به‌روزرسانی شاهین‌ها است. در این راستا، با تعداد جمعیت برابر با N ، پیچیدگی زمانی مربوط به فرآیند مقداردهی اولیه، از مرتبه $O(N)$ بوده و پیچیدگی زمانی مربوط به مکانیزم به‌روزرسانی شاهین‌ها نیز از مرتبه $O(TN) + O(TND)$ است که ترکیبی از جستجوی بهترین مکان و به‌روزرسانی بردار موقعیت تمام شاهین‌ها است. در این رابطه، متغیر T بیان‌کننده حداکثر تعداد تکرار بوده و متغیر D نیز معرف بعد مسئله است؛ بنابراین، میزان پیچیدگی محاسباتی الگوریتم HHO با تعداد فراخوانی معادلات دینامیکی TIM از رابطه $O(N \times (T + TD + 1))$ به‌دست‌آمدنی است.

برای نمونه، با فرض اینکه تعداد جمعیت برابر با ۲۰ باشد و ابعاد مسئله، مستقل از تعداد پارامترهایی است که باید تخمین زده شوند، برابر با ۱ است. همچنین با در نظر گرفتن حداکثر ۳۰۰ تکرار محاسبه می‌شود که تعداد فراخوانی‌های معادلات دینامیکی TIM، برابر با 12020 بار خواهد بود. در جدول (۲) تعداد مقادیر متصور برای هر یک

پارامترهای موتور القایی، بررسی تابع هدف، اعتبارسنجی پارامترهای تخمین زده شده و مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها دسته‌بندی می‌شوند. در بخش اول، با به دست آمدن سیگنال مرجع جریان (سیگنال حاصل از اندازه‌گیری یا شبیه‌سازی مدل دینامیکی موتور با پارامترهای مبنای سیگنال جریان حاصل از شبیه‌سازی موتور با پارامترهای تخمینی حاصل از الگوریتم HHO، ورودی‌های مورد نیاز برای محاسبه تابع هدف تأمین می‌شوند. در بخش دوم، محاسبه و ارزیابی تابع هدف و تأثیر تغییرات پارامترهای TIM در مقدار تابع هدف بررسی می‌شوند. در بخش سوم نیز در حالت‌های مختلف گشتاور بار، سیگنال‌های جریان، سرعت و گشتاور الکترومغناطیسی برای اعتبارسنجی پارامترهای تخمینی به کار گرفته و در بخش چهارم، نتایج الگوریتم HHO نسبت به الگوریتم DE مقایسه می‌شوند.

۶-۱- نتایج شبیه‌سازی تخمین پارامترهای

موتور القایی

مقادیر مرزهای مربوط به هر پارامتر در جدول (۵) نشان داده شده‌اند. محدوده‌های فوق، حاکی از فضای جستجوی گسترده برای تخمین پارامترهای موتور القایی‌اند. در نظر گرفتن این مرزها باعث بالارفتن قابلیت اطمینان در حین اجرای الگوریتم می‌شود. در شکل (۷) نحوه تغییرات اندازه پارامترهای مربوط به یک عضو جمعیت، برای رسیدن به مقدار پارامتر مرجع، نشان داده شده است. در شکل (۸-ب) مشخصه همگرایی الگوریتم HHO مشاهده می‌شود که به‌وضوح در تمامی مراحل این الگوریتم سعی بر بهبود پارامترهای تخمینی TIM و کاهش مقدار تابع هدف دارد. نکته درخور ملاحظه، مربوط به میانگین تابع هدف در هر تکرار است که براساس (۱۰) و با توجه به شرط توقف ۳۰۰ تکرار، ۱۵۰ تکرار نخست مربوط به فاز اکتشاف بوده و همچنین، مشخصه مربوط به همگرایی نیز در این فاز همچنان رو به بهبود است. این مورد در شکل (۸-ب) مشاهده می‌شود.

الگوریتم HHO، صرفاً با در نظرگیری ۱۲۰۲۰ حالت از تعداد کل $3/0.129 \times 10^{24}$ حالت ممکن، قادر است تخمین مناسبی را از پارامترهای TIM به دست دهد.

۶- نتایج شبیه‌سازی، بحث و بررسی

شبیه‌سازی و مطالعات روی کامپیوتر با مشخصات ویندوز ده، شصت و چهار بیت، پردازنده اینتل i7 2/2GHz، رم دوازده گیگابایت DDR3 و با استفاده از نرم‌افزار متلب ۲۰۱۹، نسخه بتا انجام شده است. مقادیر پارامترهای موتور مطالعه‌شده، از مرجع [۳۳] اخذ شده‌اند. موتور مذکور دارای توان ۳ اسب بخار و ولتاژ ۲۲۰ ولت، ۴ قطب، گشتاور مبنای ۱۱/۸۶ نیوتن متر و فرکانس ۶۰ هرتز است. اندوکتانس‌ها با استفاده از مقدار فرکانس، تبدیل به راکتانس با واحد اهم شده‌اند. همچنین، سایر اطلاعات مربوط به پارامترهای موتور در جدول (۳) آورده شده‌اند.

جدول (۳): مقادیر پارامترهای موتور تحت مطالعه

K_D	J	X_{Lm}	X_{lr}	R_r	X_{ls}	R_s
۰/۰۰۸	۰/۰۸۹	۲۶/۱۳	۰/۷۵۴	۰/۸۱۶	۰/۷۵۴	۰/۴۳۵

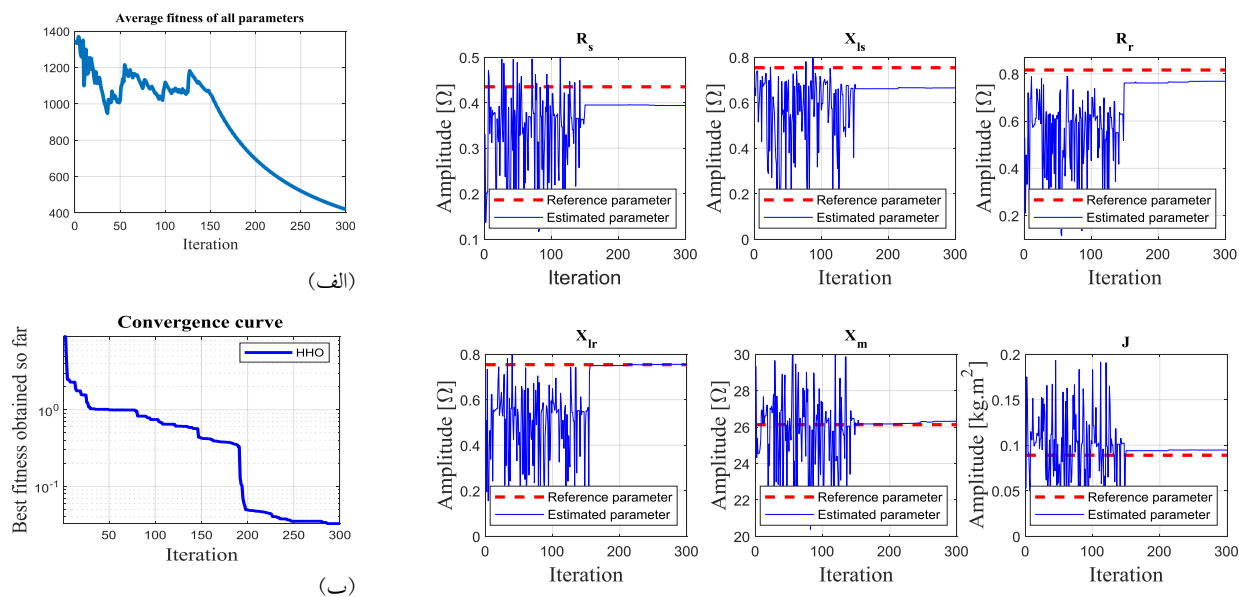
واحد پارامترها در جدول (۱) بیان شده است؛

همچنین، تنظیمات مربوطه برای شبیه‌سازی در سیمولینک متلب، در جدول (۴) ارائه شده‌اند. درخور توجه است این مقادیر در فرآیند تخمین پارامتر، استفاده و برای رسم نمودارها مقدار حداکثر پله زمانی در شبیه‌سازی‌ها برابر با 10^{-6} ثانیه در نظر گرفته شده است.

جدول (۴): اطلاعات مربوط به فایل سیمولینک

پارامترهای پیکربندی در شبیه‌سازی	
Variable_step	نوع گام زمانی اجرای شبیه‌سازی
Ode45(Dormand-price)	روش حل
500×10^{-6}	حداکثر مقدار گام زمانی [sec]
0	زمان شروع [sec]
3	زمان خاتمه [sec]

مشخصات مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی HHO، عبارت از جمعیت با تعداد ۲۰ عضو و شرط توقف برابر با ۳۰۰ تکرارند. نتایج این مقاله در چهار بخش تخمین



شکل (۷): نحوه عملکرد یک عضو از جمعیت در الگوریتم هریس هاوکس

شکل (۸): مشخصه همگرایی الگوریتم

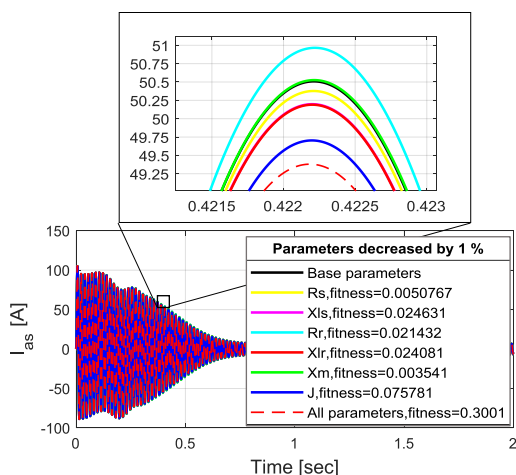
شکل (۹) و شکل (۱۰) نشان می دهند یک درصد افزایش یا کاهش در مقدار هر پارامتر یا حتی در مقدار تمامی پارامترهای تخمینی TIM، تا چه میزان بر شکل موج جریان یک فاز موتور و مقدار تابع هدف تأثیرگذار است. این شکل ها نشان دهنده مشخصه جریان TIM هستند و با توجه به مقادیر مبنا و همچنین، مقادیر حاصل از تغییر یک درصدی در مقادیر مبنا و اعمال این مقادیر به مدل عددی معادلات دینامیکی TIM رسم شده اند.

در نهایت، مقادیر پارامترهای TIM با توجه به جدول (۵) تخمین زده شدند.

جدول (۵): مقادیر مبنا، مقادیر تخمین زده شده و مرز پارامترهای

پارامترها	کمترین مقدار پارامترها	بیشترین مقدار پارامترهای مبنا	پارامترها	پارامترها	درصد خطا
R_s	۰/۱	۰/۵	۰/۴۳۵	۰/۳۹۳۵	۹/۵۴
X_{ls}	۰/۱	۰/۸	۰/۷۵۴	۰/۶۶۴۷	۱۱/۸۴
R_r	۰/۱	۰/۹	۰/۸۱۶	۰/۷۶۸۴	۵/۸۳
X_{lr}	۰/۱	۰/۸	۰/۷۵۴	۰/۷۵۵۲	۰/۱۶
X_{Lm}	۲۰	۳۰	۲۶/۱۳	۲۶/۳۸۵	۰/۹۷
J	۰/۰۱	۰/۲	۰/۰۸۹	۰/۰۹۴۶	۶/۲۹
K_D	.	۰/۰۱	۰/۰۰۸	۰/۰۰۷۳	۸/۷۵
مقدار تابع هدف جهت پارامترهای تخمینی:					۰/۰۳۲۷

واحد پارامترها در جدول (۱) بیان شده است؛

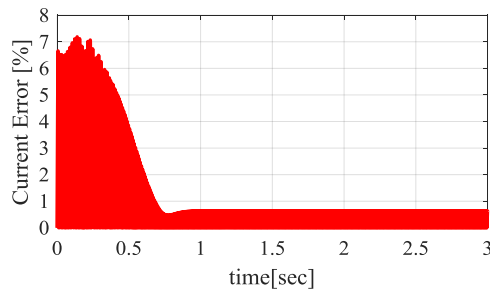


شکل (۹): تأثیر یک درصد کاهش هر پارامتر موتور بر تابع هدف

۶-۱- بررسی نتایج تابع هدف

در این بخش، یکتایی نتایج تابع هدف بررسی می شود. همچنین، میزان تأثیر تغییرات ناچیز (در حد یک درصد) در هر پارامتر موتور، بر اندازه تابع هدف بررسی می شود.

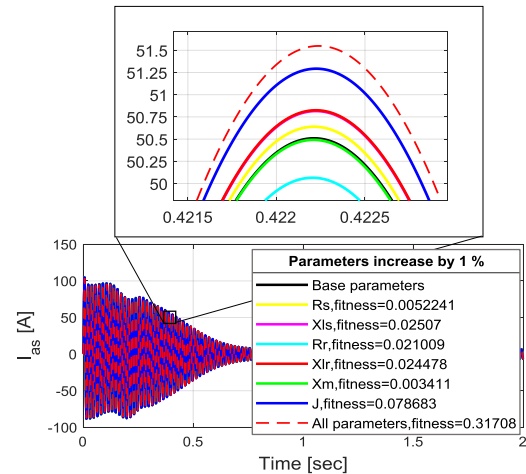
شکل (۱۱) مربوط به مشخصه جریان در حالت بدون بار TIM بوده و با توجه به مقادیر پارامترهای مبنا و پارامترهای تخمینی و اعمال این مقادیر به مدل دینامیکی TIM حاصل شده است. اختلاف جریان‌های مربوط به پارامترهای تخمینی و مبنا به صورت نرمال‌شده نیز در شکل (۱۲) ارائه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود،



شکل (۱۲): مشخصه خطای جریان فاز a، (اختلاف جریان‌های پارامترهای تخمینی و مبنا به صورت نرمال شده بر حسب درصد با اعمال گشتاور بار صفر «بدون بار»)

بیشترین میزان اختلاف مشخصه‌های جریان، مربوط به دوره زمانی گذراست و حداکثر به حدود هفت درصد می‌رسد. همچنین، در حالت پایدار نیز درصد اختلاف این دو جریان، کمتر از یک درصد است. حال پس از تخمین درست مشخصه جریان، این سؤال مطرح است که آیا پارامترهای تخمینی توسط این الگوریتم، قادر به نمایش صحیح مشخصه‌های دیگر مربوط به TIM مانند مشخصه‌های گشتاور و سرعت هست.

برای پاسخ به این سؤال و اطمینان از صحت پارامترهای تخمینی زده شده باید پارامترهای TIM قادر به توصیف حالت‌های مختلف باردار TIM باشند. شکل (۱۳) منحنی گشتاور بار متغیر اعمال‌شده به مدل دینامیکی موتور را نشان می‌دهد. با توجه به مقادیر پارامترهای مبنا و تخمینی و اعمال این مقادیر به مدل دینامیکی TIM، مشخصه جریان در شکل (۱۴) و نیز اختلاف جریان‌های مربوط به پارامترهای تخمینی و مبنا به صورت نرمال‌شده در شکل (۱۵) آورده شده‌اند.



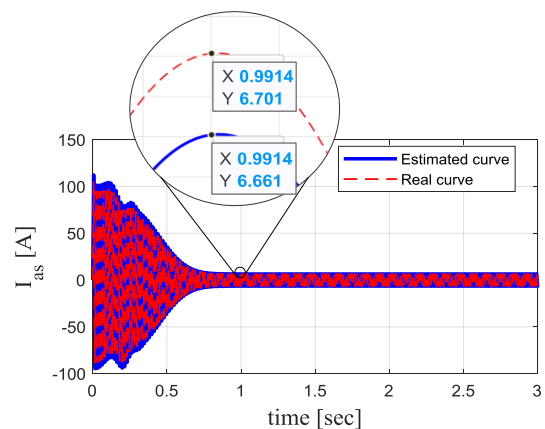
شکل (۱۰): تأثیر یک درصد افزایش هر پارامتر موتور بر تابع هدف

با توجه به مقادیر تابع هدف در این شکل‌ها بیان می‌شود به واسطه رویکرد میانگین مربعات خطا، مقادیر تابع هدف به ازای هر مقدار از پارامترهای TIM، یک مقدار منحصر به فرد است.

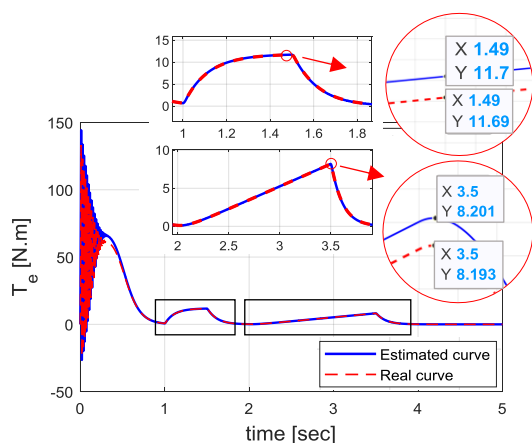
۶-۲- نتایج اعتبارسنجی تخمین پارامترهای

موتور القایی

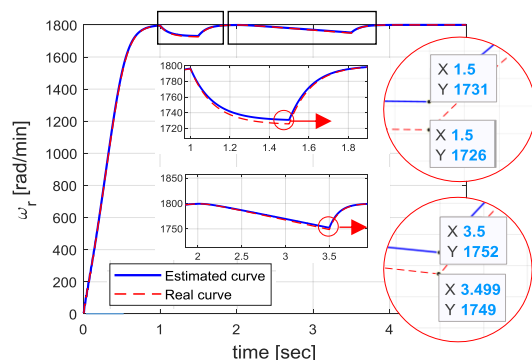
در صورت تطبیق سیگنال‌های سرعت، گشتاور و جریان حاصل از پارامترهای تخمینی با سیگنال‌های اندازه‌گیری شده یا حاصل از پارامترهای مرجع، ادعا می‌شود نخست، پارامترهای تخمین زده شده صحت دارند و دوم، مقادیر پارامترهای به دست آمده، حالت‌های مختلف باردار موتور را به خوبی توصیف می‌کنند.



شکل (۱۱): مشخصه جریان فاز a، برای پارامترهای تخمینی و مبنا با اعمال گشتاور بار صفر (بدون بار)



شکل (۱۶): مشخصه گشتاور مغناطیسی برای پارامترهای تخمینی و مینا با اعمال گشتاور بار متغیر

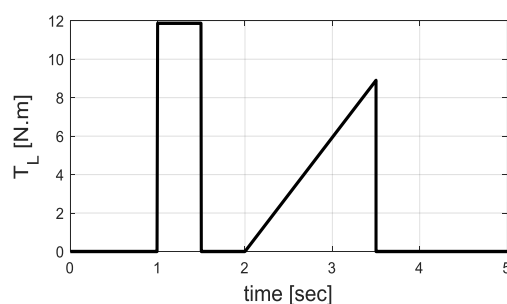


شکل (۱۷): مشخصه سرعت برای پارامترهای تخمینی و مینا با اعمال گشتاور بار متغیر

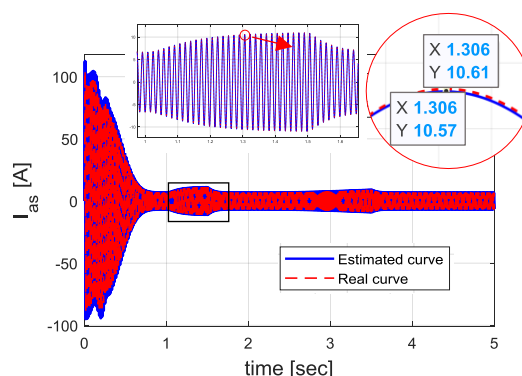
همان طور در شکل های یاد شده ملاحظه می شود، مقادیر تخمین زده شده به نحو مطلوبی توانسته اند تمامی مشخصه های موتور اعم از مشخصه سرعت، گشتاور و جریان را در حالت های بارداری و بی باری موتور به دست آورند.

۶-۳- مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش ها

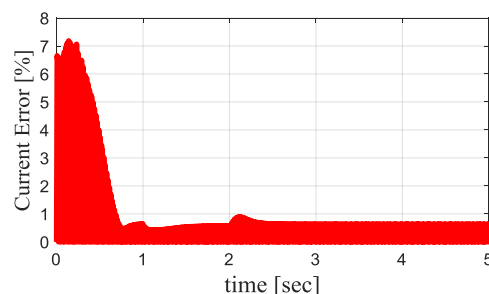
مقایسه پارامترهای تخمینی و سیگنال های ورودی استفاده شده در مراجع [۹-۱۱، ۱۵] که مطالعات انجام گرفته در آنها به ترتیب مبتنی بر روش های بهینه سازی GA، PSO، DE و HHO بوده، در جدول (۶) آورده شده است.



شکل (۱۳): گشتاور بار متغیر اعمالی به موتور



شکل (۱۴): مشخصه جریان فاز a، برای پارامترهای تخمینی و مینا با اعمال گشتاور بار متغیر



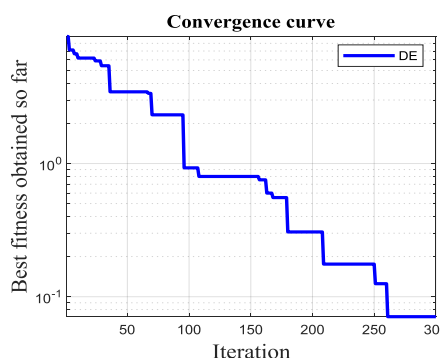
شکل (۱۵): مشخصه خطای جریان فاز a، (اختلاف جریان پارامترهای تخمینی و مینا به صورت نرمال شده بر حسب درصد با اعمال گشتاور بار متغیر)

حال مشخصه های گشتاور الکترومغناطیسی و سرعت، در حالت گشتاور بار متغیر بررسی می شوند. شکل (۱۶) و شکل (۱۷) به ترتیب مشخصه های گشتاور الکترومغناطیسی و سرعت TIM را نشان می دهند.

جدول (۶): مقایسه با سایر آثار مشابه در مقالات

مرجع	روشنی	[۱۱]	[۱۰]	[۹]	این مقاله / [۱۵]
		DE	GA	PSO	HHO / DE
پارامترهای لازم جهت تخمین پارامترهای TIM	ولتاژ	✓	✓	×	×
	جریان	✓	✓	×	✓
	سرعت	✓	×	✓	×
	گشتاور	✓	×	✓	×
پارامترهای TIM که توسط این روش تخمین زده می شود	R_s	✓	✓	✓	✓
	X_{ls}	✓	✓	✓	✓
	R_r	✓	✓	✓	✓
	X_{lr}	✓	✓	✓	✓
	X_{Lm}	×	✓	✓	×
	J	×	✓	×	×
	K_D	×	✓	×	×

در الگوریتم HHO در نظر گرفته شده است. با توجه به این موارد می توان مشخصه های همگرایی الگوریتم های DE و HHO را به صورت یک به یک با هم مقایسه کرد. به علاوه، مشخصه های همگرایی الگوریتم ها مؤید تلاش الگوریتم برای یافتن مقدار بهینه مطلق اند که در شکل (۱۸) مشخصه همگرایی الگوریتم DE ملاحظه می شود.



شکل (۱۸): مشخصه همگرایی الگوریتم DE

تعداد فراخوانی های تابع هدف به طور دقیق با در نظر داشتن مشخصات الگوریتم های HHO و DE محاسبه شده است؛ بنابراین، با توجه به اینکه تعداد فراخوانی تابع هدف تقریباً برابرند، انتظار می رود مدت زمان اجرای الگوریتم ها تقریباً برابر شود. این مقادیر در جدول (۷) آورده شده اند. در شکل (۱۹) عملکرد الگوریتم DE و نحوه تغییر دادن اندازه پارامترهای TIM برای رسیدن به مقدار پارامتر مرجع (بهینه مطلق) نشان داده شده است؛ بنابراین، نحوه تلاش الگوریتم DE در این شکل نسبت به شکل متناظر رسم شده برای الگوریتم HHO مقایسه می شود.

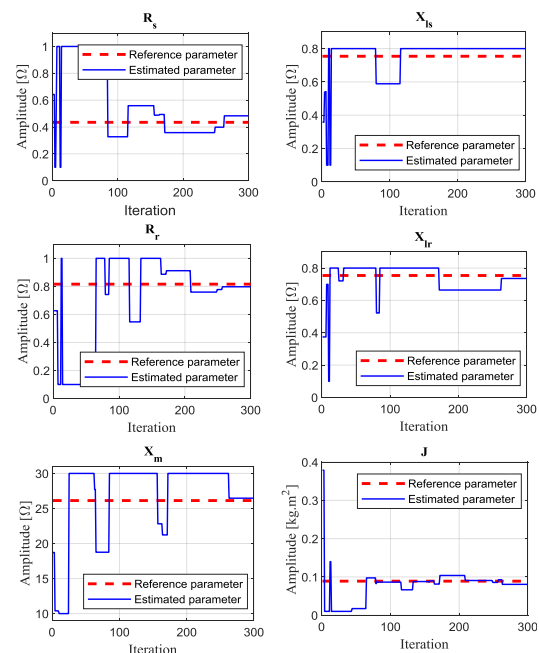
جدول (۷): مشخصات اجرایی الگوریتم های بهینه سازی

HHO و DE		
الگوریتم بهینه سازی HHO	الگوریتم بهینه سازی DE	
۵۵ دقیقه	۵۶ دقیقه	مدت زمان اجرای الگوریتم
۱۲۰۲۰	۱۲۰۴۰	تعداد فراخوانی تابع هدف
β برابر ۱/۵، جمعیت ۲۰ عضو، ۳۰۰ تکرار	ضریب مقیاس ۰/۲، احتمال ترکیب ۰/۵، جمعیت ۴۰ عضو، ۳۰۰ تکرار	مشخصات الگوریتم

روش ارائه شده در مراجع [۱۰] و [۱۵] شبیه رهیافت پیشنهادی در این مقاله است؛ با این تفاوت که در [۱۰] ولتاژ و جریان به عنوان سیگنال های ورودی استفاده شده اند؛ اما هیچ اعتبارسنجی برای تأیید عملکرد انجام نگرفته است. در مقابل، در [۱۵] اعتبارسنجی نتایج انجام شده است. شایان ذکر است مسئله مرجع [۱۵] به صورت یک آزمایش عملی مطرح شده است و به دلیل نداشتن اطلاعات تمامی نقاط سیگنال جریان، مقایسه جزء به جزء نتایج مقاله حاضر با نتایج مرجع [۱۵] وجود ندارد؛ اما در این راستا برای انجام مقایسه به منظور ارزیابی کارایی روش استفاده شده، مسئله مشخص و تحت مطالعه مقاله حاضر با استفاده از الگوریتم بهینه سازی DE نیز مطالعه و بررسی شده است.

مقایسه منطقی، زمانی بین دو الگوریتم حاصل می شود که شرایط یکسانی برای الگوریتم های بهینه سازی در نظر گرفته شود؛ بنابراین، قسمتی از جمعیت اولیه الگوریتم DE برابر با جمعیت اولیه الگوریتم HHO در نظر گرفته می شود (تولید جمعیت اولیه در الگوریتم HHO به صورت تصادفی است)؛ بنابراین، مقدار اولیه تابع هدف، در الگوریتم ها یکسان بوده است؛ در نتیجه، نقطه شروع مشخصه همگرایی الگوریتم DE با مشخصه همگرایی الگوریتم HHO یکسان شده است. همچنین، تعداد فراخوانی الگوریتم DE با توجه به پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم، برابر با تعداد فراخوانی

در ادامه، برای مقایسه نتایج مربوطه با نتایج حاصل از روش های تحلیلی و استانداردهای معتبر، در ابتدا پارامترهای مبنای آورده شده در جدول (۸) به عنوان پارامترهای یک موتور القایی مشخص در محیط سیمولینک نرم افزار متلب در نظر گرفته و سپس با استفاده از انجام آزمایش های معرفی شده در استاندارد IEEE 112 و پیاده سازی این آزمایشات در محیط شبیه سازی، پارامترهای فوق استخراج شده اند. در جدول (۸) پارامترهای به دست آمده از آزمایش های استاندارد IEEE 112 با پارامترهای مبنا و همچنین، پارامترهای تخمینی حاصل از روش های HHO و DE مقایسه شده اند. در هر یک از پارامترهای مربوطه، بهترین دستاورد با علامت ✓ مشخص شده است. دقت در جدول (۸) نشان می دهد روش تخمین مبتنی بر الگوریتم بهینه سازی HHO، در مجموع نتایج دقیق تری را نسبت به روش تحلیلی - آزمایشگاهی متداول، طبق استاندارد IEEE 112 حاصل می سازد. همچنین، پارامترهای مکانیکی موتور با استفاده از آزمایش های استاندارد ذکر شده که جنبه الکتریکی دارند، به دست آمدنی نیستند؛ در حالی که روش HHO، این پارامترهای مکانیکی را نیز با دقت پذیرفتنی به دست می دهد؛ در نتیجه، روش HHO یکی از روش های کارآمد و مؤثر برای تخمین پارامترهای موتور القایی است.



شکل (۱۹): نحوه عملکرد یک عضو از جمعیت در الگوریتم DE

در جدول (۸) نتایج مقایسه مربوط به الگوریتم های بهینه سازی HHO و DE آورده شده اند. با توجه به جدول (۸) مشخص است الگوریتم HHO نسبت به الگوریتم DE، در مجموع، عملکرد بهتری در تخمین پارامترهای TIM داشته است؛ به طوری که ملاحظه می شود اختلاف میان مقادیر نهایی تابع هدف این دو الگوریتم برابر با ۵۴٪ است.

جدول (۸): مقایسه نتایج الگوریتم های بهینه سازی HHO، DE و نتایج حاصل از استاندارد IEEE 112

پارامترها	پارامترهای مبنا [۳۳]	الگوریتم بهینه سازی DE		الگوریتم بهینه سازی HHO		استاندارد IEEE 112	
		پارامترهای تخمینی	درصد خطا	پارامترهای تخمینی	درصد خطا	پارامترهای تخمینی	درصد خطا
R_s	۰/۴۳۵	۰/۴۸۳۴	۱۱/۱۳	۰/۳۹۳۵	۹/۵۴	۰/۴۳۵	✓
X_{ls}	۰/۷۵۴	۰/۸۰۰۰	✓ ۶/۱۱	۰/۶۶۴۷	۱۱/۸۴	۰/۹۴۶۷	× ۲۵/۵۶
R_r	۰/۸۱۶	۰/۷۹۷۳	× ۲/۲۹	۰/۷۶۸۴	۵/۸۳	۰/۸۱۱۶	✓ ۰/۵۴
X_{lr}	۰/۷۵۴	۰/۷۳۵۶	× ۲/۴۴	۰/۷۵۵۲	۰/۱۶	۰/۹۴۶۷	× ۲۵/۵۶
X_{lm}	۲۶/۱۳	۲۶/۴۶۸	× ۱/۲۹	۲۶/۳۸۵	۰/۹۷	۲۵/۸۳	× ۱/۱۵
J	۰/۰۸۹	۰/۰۸۰۶	× ۹/۴۳	۰/۰۹۴۶	۶/۲۹	-	× -
K_D	۰/۰۰۸	۰/۰۰۶۸	× ۱۵/۰۰	۰/۰۰۷۳	۸/۷۵	-	× -
مقدار تابع هدف برای پارامترهای تخمینی:		۰/۰۷۰۸	×	۰/۰۳۲۷	✓	-	×

۷- نتیجه گیری

در این مقاله برای تخمین پارامترهای موتور القایی سه فاز از مدل دینامیکی موتور القایی و الگوریتم بهینه سازی هریس هاوکس HHO و همچنین، از رهیافت بهبودیافته این الگوریتم (IHHO) بهره گرفته شده که به تازگی معرفی شده است. این روش شامل تخمین پارامترها با به حداقل رساندن اختلاف بین سیگنال اندازه گیری شده و خروجی مدل دینامیکی موتور، با استفاده از الگوریتم هریس هاوکس است. بعد از تخمین پارامترهای موتور، اعتبارسنجی پارامترها انجام شده است. اعتبارسنجی صرفاً برای اثبات صحت روش ارائه شده در این مقاله است و در کاربری های میدانی نیازی به اعتبارسنجی وجود ندارد.

رویکرد روش، برآورد پارامترهای موتور، تنها با استفاده از سیگنال جریان یک فاز است. همچنین، مهم است به این موضوع توجه شود که در این مقاله، مزیت الگوریتم HHO نسبت به الگوریتم DE و نیز روش مرسوم ارائه شده در استاندارد IEEE 112 نشان داده شده است. در این مقاله، طیف وسیعی از هر پارامتر بررسی شده است. با وجود این، همگرایی الگوریتم HHO نسبت به الگوریتم DE رضایت بخش بوده که مؤید کارایی روش پیشنهادی است.

مراجع

- Trans. Energy Convers. Vol. 30, No. 2, pp. 550-557, 2014.
- [7] Y. Horen, P. Strajnikov, and A. Kuperman, "Simple mechanical parameters identification of induction machine using voltage sensor only", Energy Conversion and Management, Vol. 92, pp. 60-66, 2015.
- [8] F. Stinga, A. Soimu, and M. Marian, "Online estimation and control of an induction motor", in 2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC), 2015: IEEE, pp. 742-746.
- [9] V. Sakthivel, R. Bhuvaneswari, and S. Subramanian, "Multi-objective parameter estimation of induction motor using particle swarm optimization", Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 23, No. 3, pp. 302-312, 2010.
- [10] E. Boudissa and M. Bounekhla, "Genetic algorithm with dynamic selection based on quadratic ranking applied to induction machine parameters estimation", Electric Power Components and Systems, Vol. 40, No. 10, pp. 1089-1104, 2012.
- [11] M. Arslan, M. Çunkaş, and T. Sağ, "Determination of induction motor parameters with differential evolution algorithm", Neural Computing and Applications, Vol. 21, No. 8, pp. 1995-2004, 2012.
- [12] J. J. Guedes, M. F. Castoldi, and A. Goedtel, "Temperature influence analysis on parameter estimation of induction motors using differential evolution", IEEE Latin America Transactions, Vol. 14, No. 9, pp. 4097-4105, 2016.
- [13] T. Banerjee, J. Bera, and G. Sarkar, "Parameter estimation of three phase induction motor using gravitational search algorithm for IFOC", 2015.
- [14] R. K. Ursem and P. Vadstrup, "Parameter identification of induction motors using differential evolution", in The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 2003. CEC'03. 2003, Vol. 2: IEEE, pp. 790-796.
- [15] J. J. Guedes, M. F. Castoldi, A. Goedtel, C. M. Agulhari, and D. S. Sanches, "Parameters estimation of three-phase induction motors using differential evolution", Electric Power Systems Research, Vol. 154, pp. 204-212, 2018.
- [16] A. A. Heidari, S. Mirjalili, H. Faris, I. Aljarah, M. Mafarja, and H. Chen, "Harris hawks optimization: Algorithm and applications", Future generation computer systems, Vol. 97, pp. 849-872, 2019.
- [17] A. Selim, S. Kamel, A. S. Alghamdi, and F. Jurado, "Optimal placement of DGs in distribution system using an improved harris hawks optimizer based on single-and multi-objective approaches", IEEE Access, Vol. 8, pp. 52815-52829, 2020.
- [18] C. Krause Paul, W. Oleg, and D. Sudhoff Scott, "Analysis of electric machinery and drive systems. 2d ed. Piscataway (NJ, USA); IEEE Power Engineering Society," ed: Wiley interscience, John Wiley & Sons Inc, 2002.
- [1] C. T. Raj, S. Srivastava, and P. Agarwal, "Energy Efficient Control of Three-Phase Induction Motor-A Review", International journal of computer and electrical engineering, Vol. 1, No. 1, p. 61, 2009.
- [2] N. Z. Popov, S. N. Vukosavic, and E. Levi, "Motor temperature monitoring based on impedance estimation at PWM frequencies", IEEE Trans. Energy Convers., Vol. 29, No. 1, pp. 215-223, 2014.
- [3] "IEEE Standard Test Code for Resistance Measurement", IEEE Std 118-1978, pp. 1-20, 1978.
- [4] M. A. Jirdehi and A. Rezaei, "Parameters estimation of squirrel-cage induction motors using ANN and ANFIS", Alexandria Engineering Journal, Vol. 55, No. 1, pp. 357-368, 2016.
- [5] A. Bechouche, H. Sediki, D. O. Abdeslam, and S. Haddad, "A novel method for identifying parameters of induction motors at standstill using ADALINE", IEEE Trans. Energy Convers. Vol. 27, No. 1, pp. 105-116, 2011.
- [6] L. Monjo, H. Kojooyan-Jafari, F. Córcoles, and J. Pedra, "Squirrel-cage induction motor parameter estimation using a variable frequency test", IEEE

- algorithm for optimization tasks", *Neural Computing and Applications*, Vol. 28, No. 1, pp. 57-85, 2017.
- [27] M. Mafarja et al. "Evolutionary population dynamics and grasshopper optimization approaches for feature selection problems", *Knowledge-Based Systems*, Vol. 145, pp. 25-45, 2018.
- [28] S. Salcedo-Sanz, "Modern meta-heuristics based on nonlinear physics processes: A review of models and design procedures", *Physics Reports*, Vol. 655, pp. 1-70, 2016.
- [29] A. Baykasoğlu and F. B. Ozsoydan, "Evolutionary and population-based methods versus constructive search strategies in dynamic combinatorial optimization", *Information Sciences*, Vol. 420, pp. 159-183, 2017.
- [30] J. C. Bednarz, "Cooperative hunting Harris' hawks (*Parabuteo unicinctus*)", *Science*, Vol. 239, No. 4847, pp. 1525-1527, 1988.
- [31] F. Dubois, L.-A. Giraldeau, I. M. Hamilton, J. W. Grant, and L. Lefebvre, "Distraction sneakers decrease the expected level of aggression within groups: a game-theoretic model", *The American Naturalist*, Vol. 164, No. 2, pp. E32-E45, 2004.
- [32] G. Viswanathan et al. "Lévy flights in random searches", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 282, No. 1-2, pp. 1-12, 2000.
- [33] J. J. Cathey, R. K. Cavin, and A. Ayoub, "Transient load model of an induction motor", *IEEE Trans. Power App. Syst.** (through 1985), No. 4, pp. 1399-1406, 1973.
- [19] E. L. Lehmann and G. Casella, *Theory of point estimation*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [20] K. Wang, J. Chiasson, M. Bodson, and L. M. Tolbert, "A nonlinear least-squares approach for identification of the induction motor parameters", *IEEE Trans. Autom. Control*, Vol. 50, No. 10, pp. 1622-1628, 2005.
- [21] D. M. Reed, H. F. Hofmann, and J. Sun, "Offline identification of induction machine parameters with core loss estimation using the stator current locus", *IEEE Trans. Energy Convers.* Vol. 31, No. 4, pp. 1549-1558, 2016.
- [22] J. Luo, H. Chen, Y. Xu, H. Huang, and X. Zhao, "An improved grasshopper optimization algorithm with application to financial stress prediction", *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 64, pp. 654-668, 2018.
- [23] M. Wang et al. "Toward an optimal kernel extreme learning machine using a chaotic moth-flame optimization strategy with applications in medical diagnoses", *Neurocomputing*, Vol. 267, pp. 69-84, 2017.
- [24] L. Shen et al. "Evolving support vector machines using fruit fly optimization for medical data classification", *Knowledge-Based Systems*, Vol. 96, pp. 61-75, 2016.
- [25] Q. Zhang, H. Chen, J. Luo, Y. Xu, C. Wu, and C. Li, "Chaos enhanced bacterial foraging optimization for global optimization", *Ieee Access*, Vol. 6, pp. 64905-64919, 2018.
- [26] A. A. Heidari, R. A. Abbaspour, and A. R. Jordehi, "An efficient chaotic water cycle

¹ Three-Phase Induction Motors (TIM)

² Artificial Neural Networks (ANN)

³ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)

⁴ Adaline

⁵ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁶ Differential Evolution (DE)

⁷ Mean Squared Error (MSE)

⁸ Harris Hawks Optimization (HHO)

⁹ Local Optima (LO)

¹⁰ Levy Flight (LF)

¹¹ Improved Harris Hawk's Optimizer (IHHO)