ماهنامه علمى پژوهشى



mme.modares.ac.ir



كنترل بازوى رباتيك با استفاده از روش ترانهاده ژاكوبين بهبوديافته و جبرانساز اصطكاك

سيدرضا نقيبى¹، علىاكبر پيرمحمدى²، سيدعلى اكبر موسودان^{3*}

1- دانشجو دکترا، مهندسی مکانیک، دانشگاه زنجان، زنجان

2- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه زنجان، زنجان

3- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

* تهران، صندوق پستى 1939-1939، moosavian@kntu.ac.ir

طلاعات مقاله	چکیدہ
ىقالە پژوھشى كامل نريافت: 16 آبان 1396 بذيرش: 26 آذر 1396 رائە در سايت: 22 دى 1396	در این مقاله مسئله کنترل دقیق بازوی رباتیکی با وجود نامعینیهای دینامیکی و عوامل غیرخطی سخت مانند اصطکاک با استفاده از روش ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته به همراه جبرانساز اصطکاک مدلمبنا انجام شده است. برای مدلسازی اصطکاک از مدل لاگر استفاده شده است و پارامترهای آن با استفاده از الگوریتم بهینهیایی فراابتکاری ماهی دهپا بدست آورده شده است. با مقایسه این الگوریتم با الگوریتمهای فراابتکاری
<i>ئید واژگان:</i> کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین مدل اصطکاک لاگر	مشابه مانند توده کرم شبتاب، سرعت و دقت بالاتر این الگوریتم نشان داده میشود. پس از تعیین دقیق پارامترهای مدل و تعیین الگوی اصطکاک در محرکها، با استفاده از روش ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته و جبرانساز اصطکاک مدلمبنا، پیادهسازی تجربی بر روی یک ربات دولینکی در فضای کارتزین ارائه میشود. همچنین به منظور مقابسه عملکرد این روش نسبت به دیگر روش های کنترل، ریات مورد نظر با
ئىبكە عصبى تطبيقى تابع شعاعى گاوسى	استفاده از روشهای کنترل مدلمبنا و ترانهاده ژاکوبین و همچنین جبرانساز اصطکاک با استفاده از شبکه عصبی تطبیقی توابع گاوسی شعاعی کنترل شده و عملکرد آنها با روش پیشنهادی مقایسه میشود. نتایج تجربی نشان میدهد که کنترل ربات با استفاده از روش پیشنهادی دارای سرعت بیشتر در رسیدن به جواب، دقت بهتر، حذف کامل تر اصطکاک و مقاومت بهتر در برابر نامعینیهای دینامیکی است. همچنین دارای محاسبات به مراتب کمت نسبت به الگو، بتدهای مدا مینا است.

Control of manipulator in task space using Modified Transpose Effective Jacobian and model based friction compensator

Seyyed Reza Naghibi¹, Ali Akbar Pirmohamadi¹, Seyyed Ali Akbar Moosavian^{2*}

1- Department of Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran

2- Department of Mechanical Engineering, Khajeh Nasiraldin Toosi University of Technology, Tehran, Iran

* P.O.B. 19395-1999, Tehran, Iran, moosavian@kntu.ac.ir

ARTICLE INFORMATION	ABSTRACT
Original Research Paper Received 07 November 2017 Accepted 17 December 2017 Available Online 12 January 2018	This paper considers the issue of precise control of robotic manipulators in the presence of dynamic uncertainties along with hard nonlinear perturbation such as friction using Modified Transpose Effective Jacobian and model based friction compensator. In order to model friction in robot joints, The LuGre friction model has been used and its unknown parameters have been identified by a bio-inspired
Keywords: TJ controller LuGre friction model RBF adaptive neural network	optimization algorithm called Cuttlefish. By comparing Cuttlefish with other meta-heuristic algorithms such as Glowworm swarm optimization, its superiorities have been proved. After accurate identification of model parameters and determine frictions function, using Modified Transpose Effective Jacobian and model-based friction compensator, a two link planar manipulator has been controlled experimentally. Furthermore in order to compare the controller performance with other methods, the mentioned manipulator has been controlled using computed torque controller and transpose Jacobian besides Adaptive Radial Based Function Neural Network friction compensators. Experimental results offer the Modified Transpose effective Jacobian control method has privileges for better tracking control with more accuracy and better friction compensating as well as better robustness against dynamic uncertaintice with lower computioned efforts.

1- مقدمه

غیرخطیهای سخت در سیستمهای مکانیکی به خصوص محرکهای الکتریکی و غیرالکتریکی، از مهمترین موانع در دستیابی به دقت بالا در كنترل است. اصطكاك از رايجترين انواع نيروهاى غيرخطى عمل كننده و نامطلوب در تمامی سیستمهای مکانیکی است. از آنجا که در هنگام تماس بین دو سطح، دانستن تمامی رخدادها امکان پذیر نیست، تعیین مدل دقیق از نیروی اصطکاک برای تمامی شرایط کاری بسیار دشوار است. مدلهای گوناگونی برای اصطکاک با درجات دقت و پیچیدگی متفاوت پیشنهاد شده

در بسیاری از کاربردهای صنعتی، موقعیتدهی دقیق سیستم مکانیکی مطلوب است. از جمله این کاربردها میتوان به درایو هارددیسک، سیستمهای اپتیک، کنترل مسیر پرتابهها، رباتهای صنعتی در جوشکاری، نقاش و رباتهای جراح اشاره کرد. استفاده از کنترل پسخورد روشی رایج در رسیدن به کنترل دقیق سیستمهای مکانیکی است. برای رسیدن به این هدف، دانستن مدل دقیق سیستم و نیروهای موثر بر آن لازم است.

Please cite this article using:

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

است. از جمله در [2،1] به مدلهای استاتیک اشاره شده است. مدلهای استاتیک به شکل غیردینامیک به نیروی اعمالی و سرعت بستگی دارند. سادهترین مدل اصطکاک استاتیک، اصطکاک کلمب است که در آن نیروی اصطکاک به وسیله تابع سیگنوم بیان میشود. یکی از بزرگترین معایب مدل های اصطکاک استاتیک قابلیت محدود آنهاست که موجب عدم دقت در مدل می شود. اینگونه مدل ها قابلیت توصیف پدیده های سکون مانند جابجایی پیش- لغزش¹ و پدیدههای لغزش مانند عقبگرد اصطکاک² را ندارند. بنابراین مدل های استاتیک را باید به مدل های دینامیک تعمیم داد تا بتوان تعداد بیشتری از پدیدههای اصطکاک را مدل کرد. از مدلهای دینامیک میتوان به مدل دال³ در [3]، مدل بلیمن در [4] که به مدلسازی پدیده اصطکاک هیسترزیس میپردازد و مدلی جامعتر از آن در [5]، مدل بهبود یافته لئون⁴ در [6] و مدلی با در نظر گرفتن اثرات گوناگون دندانهها در [7] اشاره کرد. مدل اصطکاک لاگر⁵ [8] که به صورت گسترده مورد استفاده قرار میگیرد، از جمله مدلهای دینامیکی است که در برگیرنده بسیاری از پدیدههای اصطکاک است. این مدل به نسبت پیچیده بوده و دارای پارامترهای بسیاری است که باید تعیین شوند. برای تعیین این پارامترها عمدتا از روشهای درونیابی استفاده می شود. روش های هوشمند فراابتکاری بسیاری از جمله الگوريتم ژنتيک در [9]، الگوريتم توده ذرات⁶ در [10] و توده کرم شبتاب⁷ در [11-11] برای تعیین پارامترهای نامعلوم اصطکاک مورد استفاده قرار گرفتهاند. یکی از جدیدترین روشهای بهینهسازی، روش درونیابی ماهی دهپا⁸ (CFA) است [14]. در این مقاله برای تعیین پارامترهای نامعلوم مدل اصطکاک لاگر، از این روش استفاده می شود. این الگوریتم رفتار پوست ماهی ده پا را در همانندسازی با محیط تقلید می کند. برای بررسی دقت و سرعت عملکرد آن، مقایسهای تجربی با روش توده کرم شبتاب انجام میشود.

صرفنظر از اصطکاک، عامل دیگری که در کنترل دقیق سیستمهای مکانیکی تاثیر دارد، نامعینی در مدلسازی دینامیکی است. علاوه بر خطاهای مدلسازی، عوامل گوناگونی باعث تغییر دینامیک سیستم در حین کار می شود. به همین منظور روش کنترلی که کمترین میزان وابستگی به مدل دینامیکی سیستم را داشته باشد و در برابر نامعینیها بیشترین مقاومت را از خود نشان دهد بسیار مطلوب است. تاکنون روشهای گوناگونی برای این منظور مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله آنها می توان به روش ترانهاده ژاکوبین، مدلغزشی و کنترل تطبیقی اشاره نمود که هریک دارای مزایا و محدودیتهایی است.

روش ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته⁹از جمله روشهای غیرمدلمبنا در کنترل رباتها در فضای کاری است[15]. این کنترلر از دستورات کنترلی در گام زمانی قبلی به عنوان ابزار یادگیری استفاده میکند. از مزایای آن میتوان به ضرایب کنترلی کمتر و درنتیجه قابلیت عملکرد بهتر در حضور نویز و كنترل دقيقتر ربات مشابه روش مدلمبنا با وجود م نياز به مدل ديناميكي و سادگی بیشتر اشاره کرد. با استفاده از این کنترلکننده و جبرانساز مدلمبنای بدست آمده، می توان به کنترل دقیق رباتها در فضای کاری پرداخت. در [16] این روش با ضرایب تنظیم شونده مورد استفاده قرار گرفته

است. در این مقاله به منظور بررسی عملکرد کنترل کننده، پیادهسازی تجربی بر روی ربات دولینکی صفحهای انجام شده و میزان دقت روش مورد نظر تایید می شود. همچنین به منظور مقایسه، ربات مورد نظر با استفاده از روش کنترلی مدلمبنا و روش ترانهاده ژاکوبین و با جبرانساز اصطکاک شبکه عصبی تطبیقی با توابع پایه شعالی¹⁰ کنترل می شود [17]. در این روش نیروهای غیرخطی نامعلوم اصطکاک با استفاده از شبکه عصبی تخمین زده می شود. بنابراین نوآوری های این مقاله را می توان به شکل زیر دستهبندی کرد:

1-استفاده از الگوریتم درونیابی فراابتکاری ماهی ده پا برای یافتن پارامترهای اصطکاک در محرکهای ربات.

2- استفاده از روش كنترل ترانهاده ژاكوبين بهبوديافته به همراه جبرانساز پسخورد غیرخطی در کنترل ربات در فضای کاری برای غلبه بر نامعینی در محرک و اجزای مکانیکی ربات مقایسه آن با روشهای دیگر.

در بخش 2 به تعیین مدل اصطکاک سیستم پرداخته می شود. بخش 3 کنترل کننده معرفی شده و در بخش 4 آزمایش تجربی انجام می شود.

2- شناسایی پارامترهای اصطکاک

در این بخش به تعیین مدل اصطکاک نامعلوم در محرکها می پردازیم. پس از تعیین مدل محرک، به بیان الگوریتم ماهی ده پا و روش تعیین پارامترهای مدل لاگر با استفاده از این الگوریتم پرداخته می شود.

2-1- مدل محرک

سیستم مورد نظر برای یافتن مدل اصطکاک، یک موتور DC با گیربکس است. این سیستم دارای اصطکاک داخلی در هردو بخش موتور و گیربکس است. در این مرحله از لقی سیستم صرفنظر می شود. مدل ریاضی چنین سیستم محرکی با سیستم دینامیکی مرتبه دوم با اصطکاک موجود بین دو سطح تماس بيان مىشود:

 $J\dot{\omega} = \tau - T_F - T_L$ (1) T_F که در آن J ممان اینرسی، ω سرعت دورانی محرک، au سیگنال کنترل، گشتاور اصطکاک و T_L گشتاور نیروی نامعلوم و اغتشاش است.

بررسیهای تجربی بر روی جبرانسازی اصطکاک وجود هر دو نوع اصطکاک کلمب و ویسکوز را تایید میکند. با توجه به مطالب ذکر شده در بخشهای پیشین، برای در نظر گرفتن یک مدل دقیق و جامع برای اصطکاک سیستم از مدل اصطکاک لاگر استفاده می شود. گشتاور اصطکاک برابر است

$$\begin{split} T_F &= \sigma_0 z + \sigma_1 \dot{z} + \sigma_2 \omega \qquad (2) \\ \text{Solve for } z \text{ or } z \text{ or } z \text{ or } z \text{ or } w \text{ or } z \text{ or } w \text{ or } z \text{ or$$

2–2– الگوريتم ماهي دهپا

¹ Pre-sliding displacement

² Friction lag ³ Dahl

⁴ Leuven

LuGre

Particle swarm optimization Glowworm swarm optimization

Cuttlefish

⁹ Modified transpose Jacobian

¹⁰ Radial base function adaptive neural network

¹¹ Stribeck

ماهی دهپا گونهای از سرپایان است که به توانایی تغییر رنگ و همانند شدن با محیط، معروف است. رنگها و طرحها در این گونه ماهی توسط لایههای مختلف پوست، صورت میگیرد. این لایهها به سه دسته تقسیمبندی میشوند:

کروماتوفرها: گروهی از سلولها بوده که دارای لایهای انبساطی همراه با رنگدانه هستند و دقیقا زیرپوست قرار گرفتهاند؛ 15-25 ماهیچه به این گروه از سلولها متصل است که با کشیدن این گروه از سلولها، سطح آنها را بیشتر میکنند.

ایریدوفر: این گروه از سلولها در لایه بعدی یافت میشوند. این گروه شامل پلاکتهای رنگی بوده و مسئول تولید رنگهای سبز، آبی، زرد و نقرهای هستند. روش اصلی کار آنها بر مبنای بازتاب نور است.

لئوسوفورس: این گونه از سلول ها مسئول تولید رنگ سفید هستند. وظیفه اصلی آنها بازتابش نور است و دربرابر هر رنگ به همان شکل در می آیند.

الگوریتم دهپا عمل این سه لایه را تقلید میکند. شش عمل اصلی در این فرایند را میتوان در شکل 1 نشان داد.

از مشاهده شکل 1 میتوان به دو عمل اصلی پی برد، بازتابش و پدیداری. بازتابش مکانیزم عمل کننده توسط ماهی ده پا در بازتاب نور ورودی را به نمایش میگذارد و شامل هر شش بخش است. پدیداری میزان تطبیق ماهی ده پا محیط اطراف را به نمایش میگذارد. در واقع پدیداری میزان تفاوت بین بهترین جواب و جواب فعلی است. مکانیزم ماهی ده پا بر اساس این دو ویژگی عمل میکند و از آنها برای یافتن جواب جدید بهره میگیرد. همانند سایر روشهای فراابتکاری، الگوریتم ماهی ده پا از جواب تصادفی برای آغاز جمعیت استفاده میکند. سپس شش مورد نشان داده در شکل 1 به این جمعیت اعمال میشود تا شرایط توقف عملیات برآورده شود.

کل این عملیات را میتوان به شکل زیر بیان کرد:

ابتدا به صورت تصادفی جمعیتی با تعداد مشخص تولید می شود:

$$C(i,j) = \text{rand} \times (\forall i = 1, ..., N; j = 1, ..., d$$

 $i = 1, ..., N; j = 1, ..., d$
(5)

که درآن "rand" عددی تصادفی در بازه (0,1) است. N تعداد جمعیت و d بعد جمعیت است. سپس بهترین جواب در Best ذخیره می شود و میانگین خانههای آن در AV_{best} نگهداری می شود. سپس جمعیت به چهار بخش



Fig. 1 The six cases in skin color change mechanism [14] شکل 1 شش عمل اصلی در فرایند تغییر رنگ ماهی دهپا [14]

مساوی تقسیم شده و هر گروه به شکل مستقل بهینه می شود و تنها بهترین جواب میان آنها به اشتراک گذاشته می شود. در گروه اول موارد 1 و 2 در شکل 1 شبیه سازی می شود. رابطه این دو در معادلات (6) و (7) نشان داده شده است.

بازتابش =
$$R \times G_1[i] \cdot P[j]$$
 (6)

که در آن $G_1[i]$ برابر با i امین عضو از گروه 1 است. BestP بهترین جواب است. R درجه بازتابش و V درجه پدیداری است و از روابط (8) و (9) بدست میآیند.

$$R = \text{rand}() \times (r_1 - r_2) + r_2$$
(8)

$$V = \text{rand}() \times (v_1 - v_2) + v_2$$
(9)

$$V = \text{ranu}(1) \land (v_1 - v_2) + v_2 \tag{9}$$

که در آن r_{1.2} و r_{1.2} ثوابتی هستند که برای تعیین میزان کشیدگی سلولهای کروماتوفر و میزان پدیداری طرح نهایی هستند. جواب جدید از رابطه (10) بدست میآید.

$$newp[j] = _{j}$$
بازتابش (10)

در گروه 2 موارد 3 و 4 شبیه سازی می شوند. در این گروه رابطه پدیداری مشابه حالت قبل است ولی رابطه بازتابش به صورت (11) است:

بازتابش =
$$R imes \text{BestP}[j]$$
 (11)

در گروه سوم مورد 5 شبیهسازی میشود. معادلات مربوط به بازتابش و پدیداری به شکل زیر تبدیل میشوند:

بازتابش =
$$R imes \text{BestP}[j]$$
 (12)

پديدارى =
$$V \times (\text{BestP}[j] - \text{AV}_{\text{Best}})$$
 (13)

که در آن AV_{Best} میانگین مقادیر بهترین نقطه است. در گروه چهارم، مورد شش، شبیهسازی میشود. بنابراین پس از تولید جواب تصادفی با بهترین جواب مقایسه شده، و در صورت بهتر بودن با آن جایگزین میشود.

2- 3- تعیین پارامترهای استاتیکی اصطکاک

پارامترهای استاتیک ویژگیهای حالت ماندگار را، هنگامی که سیستم در سرعت بالا حرکت میکند توصیف میکنند. برای سیستم پایدار حلقهباز، خروجی باید پس از مدتی به حالت ماندگار رسیده و هنگامیکه سیستم در حالت ماندگار قرار گرفت، نرخ تغییر شکل دندانهها (ź)، در مدل اصطکاکی لاگر و شتاب نیرو صفر می شوند.

از (3)، حالت داخلي به وسيله رابطه زير ارائه مي شود.

(14) $z = g(\omega) \operatorname{sign}(\omega)$ (14) از آنجا که شتاب سیستم صفر است، $0 = \dot{\omega}$. با جایگزینی معادلات (3)، (4) و (14) در (2) و صرفنظر کردن از اغتشاش سیستم، میتوان گشتاور ورودی حالت ماندگار و گشتاور اصطکاک را به شکل زیر نشان داد:

 $T \approx T_f = [Fc + (Fs - Fc)e^{-(\omega/\omega_s)^2}] \operatorname{sign}(\omega) + \sigma_2 \omega$ (15) CFA سپس، پارامترهای اصطکاکی F_S F_C و x_c را به وسیله الگوریتم on argeit بدست آورد که در آن دادهها شامل گشتاور ورودی و سرعت خروجی با رابطه (15) نشان داده می شوند. به منظور تعیین پارامترهای استاتیکی با استفاده از الگوریتم ماهی دهپا، ابتدا بردار پارامترهای استاتیک v باید برای هر دسته مشخص شود. مقادیر مشخص شده برای پارامترهای استاتیکی عبارتند از:

$$\hat{\nu}_m = \begin{bmatrix} \hat{F}_c & \hat{F}_s & \hat{\sigma}_2 & \hat{\omega}_s \end{bmatrix}$$
(16)

که در آن \widehat{v}_m دسته $m=1,2,\dots,M$ و M اندازه جمعیت است. \widehat{v}_m دسته تخمین

زده شده مقادیر با mامین آزمایش است. مقادیر تعیین شده نیروی اصطکاک به صورت زیر خواهند بود:

$\hat{T}_{f-m}^{i} = \left[\hat{F}_{c} + \left(\hat{F}_{s} - \hat{F}_{c}\right)e^{-(\omega_{i}/\hat{\omega}_{s})^{2}}\right]\operatorname{sign}(\omega_{i}) + $
$\hat{\sigma}_2 \omega_i$ (17)
\hat{T}^i_{f-m} که در آن $i=1,2,\dots,N$ تعداد سیگنالهای سرعت انتخابی است و
ه مقدار تخمین زده شده گشتاور مربوط به i امین سیگنال سرعت از mامین
استه دلالت دارد. تابع سازگاری پارامترهای استاتیک برابر خواهد بود با:
$J_m = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \left(e_{s_{-m}}^i \right)^2, \qquad m = 1, 2, \dots, M $ (18)

که در آن $P_{f_{-m}}^{i} = T_{s}^{i} - T_{f_{-m}}^{i}$ خطای شناسایی استاتیک برای i امین سرعت از mامین دسته است. T_{s}^{i} گشتاور بدست آمده از i امین آزمایش است. برای به دست آوردن پارامترهای استاتیک بهینه باید تابع هدف J_{m} را مطابق پروسه ذکر شده به وسیله الگوریتم ماهی دهپا کمینه کنیم.

2- 4- تعیین پارامترهای دینامیکی

پارامترهای دینامیکی مدل لاگر تاثیرات اصطکاک را بر روی سیستم در سرعت پایین نشان میدهند. هنگامی که سرعت پایین است، تغییر شکل دندانهها تقریبا برابر با صفر است. به عبارت دیگر $0 \approx T$ بنابر (3) داریم $z \approx w$ w = 0 و $\theta \approx z$ بنابراین گشتاور اصطکاک T_f را میتوان به شکل زیر نوشت: (19)

به منظور یافتن پارامترهای دینامیکی، بردار پارامترها را به شکل زیر معرفی میکنیم:

$$\hat{u}_m = [\hat{\sigma}_0, \hat{\sigma}_1]^{\mathrm{T}}$$
⁽²⁰⁾

در حالت دینامیکی، سرعت، ثابت نیست و از مقدار صفر به تدریج زیاد می شود. بنابراین پارامتر معلوم را گشتاور، و پارامتر مشاهده شده را، زاویه موتور در نظر می گیریم بنابراین بالطه خط براد است با:

$$e_{d_{-m}}^{(t_i)} = \theta_d^{(t_i)} - \hat{\theta}_{d_{-m}}^{i(t_i)}$$
(21)

که در آن $\hat{\theta}_{d_m}^{i(t_i)}$ خروجی واقعی سیستم در لحظه t_i بوده و $\hat{\theta}_{d_m}^{i(t_i)}$ خروجی سیستم با استفاده از \hat{u}_m است و از طریق رابطه (1) به دست میآید. با استفاده از رابطه (21) تابع سازگاری مشابه با حالت استاتیک در رابطه (18) است.

پروسه الگوريتم ماهي ده پا را مي توان مطابق جدول 1 نشان داد.

2- 5- بهینهسازی ازدحام کرم شبتاب

بهینهسازی ازدحام کرم شبتاب روشی هوشمند بر اساس انتشار لوسیفیرین توسط کرمهای شبتاب است. این لوسیفیرین باعث جذب شدن کرمهای شبتاب دیگر شده و باعث ایجاد حرکت آنها به سوی یکدیگر میشود. میزان لوسیفیرین به سازگاری مکان هر کرم شبتاب بستگی دارد که با استفاده از تابع سازگاری هدف آن مشخص میشود. در [18] روند این الگوریتم به شکل کامل توضیح داده شده است.

3-كنترل ربات

جدول 1 روند الگوریتم ماهی دهپا

Table 1 General principle of CFA	
پروسه الگوريتم	مرحله
شروع	1
مقادیر r_1, r_2, v_1, v_2 دریافت شود.	2
به تعداد N به شکل تصادفی جمعیتی با ابعاد d تولید شود.	3
گشتاور اصطکاک برای هر عضو جمعیت حساب شود.	4
از رابطه (18) تابع سازگاری برای هر عضو تعیین شود.	5
بهترین جواب در Best ذخیره شود.	6
میانگین اعضای بهترین جواب در AV _{Best} ذخیره شود.	7
جمعیت به چهار دسته مساوی تقسیم شود.	8
تا زمان وقوع شرط توقف به صورت زیر عمل شود:	9
میانگین اعضای بهترین جواب در AV _{Best} ذخیره شود.	10
برای گروه اول به شکل زیر عمل شود:	11
$R = r_2 + \text{rand} \times (r_1 - r_2)$	12
بازتابش = $R imes G1(i, j)$	13
پدیداری = Best $(j) - G1(i, j)$	14
$ ext{temp}(j) =$ بازتابش + پدیداری	15
کران بالا و پایین بر روی (temp(j اعمال گردد.	16
تابع سازگاری برای temp(j) تعیین شود.	17
اگر تابع سازگاری temp(j) از تابع سازگاری Best کمتر بود	18
آنگاه با Best جایگزین شود.	
اگر تابع سازگاری (temp(j از تابع سازگاری عضو قبلی کمتر	19
بود آنگاه با عضو قبلی جایگزین شود.	
پایان حلقه گروه اول	20
برای تمامی اعضای گروه دوم به شکل زیر عمل شود:	21
$V = r_2 + \text{rand} \times (v_1 - v_2)$	22
Best = بازتابش	23
پدیداری = $V \times (\text{Best}(j) - G2(i, j))$	24
موارد 15 تا 19 انجام شود.	25
پایان حلقه گروه دوم	26
برای تمامی اعضای گروه سوم به شکل زیر انجام شود:	27
$V = r_2 + \text{rand} \times (v_1 - v_2)$	28
Best = بازتابش	29
پدیداری = $V \times (\text{Best}(j) - \text{AV}_{\text{Best}})$	30
موارد 15 تا 19 انجام شود.	31
پایان حلقه گروه سوم	32
برای تمامی اعضای گروه سوم به شکل زیر انجام شود:	33
حدپایین = بازتابش $(j) + rand imes$	34
(<i>j</i>)) حد پایین – (<i>j</i>)حدبالا)	
پديدارى = 0.	35
موارد 15 تا 19 انجام شود.	36
پایان حلقه گروه چهارم	37
پايان حلقه شرط.	38

که در آن H ماتریس مثبت معین است و جملات مربوط به نیروهای غیرخطی سرعت در C و گرانش در G قرار دارند. au گشتاور اعمالی به مفاصل ربات است و T_F گشتاور اصطکاک در مفاصل است.

سرعتهای فضای کاری را با *q* نشان میدهیم و از طریق ماتریس ژاکوبین به سرعتهای مفاصل مربوط میشوند:

$$\dot{q} = J(\theta)\dot{\theta} \tag{23}$$

با تعریف خطا در فضای کاری به صورت معادله (24)
$$e = q_d - q$$
 (24)

رابطه ژاکوبین تعمیمیافته (TJ) به شکل (25) خواهد بود: $\tau = J^{\mathrm{T}} \big(K_d \dot{e} + K_p e \big)$ (25)

در صورتی که ضرایب به اندازه کافی بزرگ باشند، کنترلر (25) تخمینی از کنترلر مدلمبنا بوده و در صورتی که اصطکاک جبران شود میتواند با دقتی مناسب خطا را به سمت صفر میل دهد. همانگونه که مشاهده می شود، كنترلكننده فوق علاوه بر ساده بودن، وابستكي كمترى به مدل سينماتيكي و دینامیکی سیستم دارد. از مزایای دیگر آن این است که در صورت وقوع تکینگی، کنترل کننده شکست نمی خورد. با اینحال به دلیل استفاده از ضرایب بهره بالاتر، به نویز بیرونی وابستهتر است. همچنین مدل نشدن دینامیک سیستم در آن میتواند دقت را در مسائل رهگیری سریع کاهش دهد. با استفاده از قانون ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته (MTJ)، می توان دقت سیستم را افزایش داد و ضرایب، بهره کمتری را به کار برد. بدین منظور حاصلضرب نیروی تعمیمیافته در فضای زمانی یک گام پیش و یک فاکتور سویچینگ به منظور جلوگیری از گشتاورهای بالا به رابطه TJ افزوده می شود. در نتیجه قانون کنترلی ترانهاده ژاکوبین مؤثر بهبود داده شده (MTJ) به صورت (26) بدست میآید:

$$\tau = J^{\mathrm{T}} \left(K_d \dot{e} + K_p e + k \hat{\tau} |_{t-\Delta t} \right) \tag{26}$$

برای ایجاد یک سویچینگ نرم، عناصر ماتریس قطری $k = [k_{ii}]$ به صورت عباراتی پیوسته مورد استفاده قرار می گیرد:

$$k_{ii} = \exp\left(-\left(\frac{|e_i|}{e_{\max_i}} + \frac{|\dot{e}_i|}{\dot{e}_{\max_i}}\right)\right)$$
(27)

فاکتور سویچینگ k در ابتدا در اولین گام زمانی برابر با صفر قرار داده می شود. همانطور که در [15] نشان داده شده است برای گشتاور در فضای

Friction

Manipulator

Compensator

کاری میتوان نوشت:
$$\hat{r} = K_d \dot{e} + K_p e + k \hat{r}|_{t-\Delta t} \tag{28}$$

در صورت جبران اصطکاک با انتخاب مناسب آستانه حساسیت و گام زمانی کوچک، رابطه (26) منجر به معادله خطای زیر میشود: $K_d \dot{e} + K_p e \cong 0$ (29)

نمای کنترل کننده MTJ با جبرانساز مدل- مبنا برای بازوی رباتیک در شكل 2 ارائه شده است.

2-3- كنترل كننده مدل مبنا

در اینجا، کنترل مدلمبنا در فضای کاری را به شکل مختصر یادآوری مىكنيم:

مدل لاگرانژ یک بازوی رباتیکی صفحهای را در فضای کارتزین میتوان به شكل (30) نوشت:

$$\overline{H}(\theta)\ddot{q} + \overline{C}(\theta,\dot{\theta}) + J^{-\mathrm{T}}T_F = J^{-\mathrm{T}}\tau$$
(30)

که \overline{R} و $\overline{ar{C}}$ ماتریسهای معادل جرم و جملات غیرخطی در فضای کارتزین هستند[20].

اگر $T_F=0$ باشد، در صورتی که مدل ربات معلوم فرض شود، کنترل کننده (31) دستگاه معادلات دیفرانسیل مرتبه دوم (30) را به شکل (32) خطیسازی میکند.

$$\tau = J^{\mathrm{T}} \{ \bar{H}(\theta) (\ddot{q}_d + k_d \dot{e} + k_p e) + \bar{C}(\theta, \dot{\theta}) \}$$
(31)

$$\ddot{e} + k_d \dot{e} + k_p e = 0 \tag{32}$$

بنابر رابطه بالا خطا در فضای کاری به شکل نمایی به صفر میل پیدا میکند. این امر به شرطی تحقق مییابد که اصطکاک جبران شود.

3-3- شبكه عصبى تطبيقى تابع پايه شعاعى

از جمله پیشرفتهترین روشهای کنترل دقیق حرکت بازوهای رباتیکی، کنترل کننده های ترکیبی با استفاده از توابع شبکه عصبی شعاعی است [19]. از مزایای این نوع از کنترل کنندهها، کنترل دقیق ربات با وجود اصطکاک نامعلوم است. شبکه عصبی تطبیقی توابع پایه شعاعی عمدتا برای تخمین تابع نامعلوم اصطکاک و دیگر اغتشاشات وارده بر سیستم به کار می رود.

e,ė

Eq. 25

Delay

q q d



شكل 2 دياگرام بلوكى روش كنترل MTJ با جبرانساز اصطكاك

q,q

گشتاور اصطکاک T_F در (22) تابعی غیرخطی از $\left(heta, \dot{ heta}
ight)$ است. روشهای جبرانسازی بدون مدل بدون نیاز به فرایند نمونهبرداری و شناسایی اصطکاک، تخمینی تقریبی از اصطکاک سیستم را انجام میدهند. یکی از روشهای تخمین اصطکاک، استفاده از شبکه عصبی تطبیقی توابع پایه شعاعی است.

همانطور که ذکر شد، در حوزه مهندسی، شبکه عصبی معمولا برای تخمين يک تابع نامعين f(x) با خطای بسيار کم به کار می ود. مسئله تخمین تابع را میتوان به شکل زیر بیان کرد:

تعريف: فرض میکنیم $f(x) \colon R^n o R^m$ تابعی پیوسته و تعریف شده بر است و $\hat{f}(W, x): \mathbb{R}^{l \times m} \times \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ است و $x \in \mathbb{R}^n$ به شکل پیوسته به پارامترهای ماتریس W و x بستگی دارد، آنگاه مسئله تخمین برابر است با تعیین پارامتر بهینه W^* به گونهای که برای تابع فاصله و مقادیر کوچک قابل قبول z داشته باشیم: d

 $d\left(\hat{f}(W^*, x), f(x)\right) \le \varepsilon$

می توان نشان داد برای هر تابعی با شرایط ذکر شده، یک شبکه عصبی توابع پایه شعاعی به شکل (34) وجود دارد. در این مقاله، شبکه عصبی توابع شعاعی گاوسی به کار گرفته میشود. در این نوع شبکه عصبی، تعداد (l) عدد تابع گاوسی به شکل (34) وجود دارد.

$$\eta_i(x) = \exp\left(-\frac{(x-\mu_i)^{\mathrm{T}}(x-\mu_i)}{\sigma^2}\right)$$
(34)

که در آن $\mu_i \in R^n$ مرکز تابع و $\sigma \in R$ واریانس است. همانطور که در شکل 3 نشان داده شده است، هر شبکه تابع پایه شعاعی شامل سه لایه است: لایه ورودی، لایه پنهان که شامل توابع گاوسی است و لایه خارجی. در لایه ورودی، فضای ورودی به شبکههایی با توابع پایهای در هر گره تقسیم می شود و یک زمینه دریافت در فضای R^n ایجاد میکند. خروجی شبکه $\widehat{f}(W,x)$ با توابع پايەاي است.

 $\hat{f}(W, x) = W^{\mathrm{T}} \eta(x)$ (35)شبکههای تابع پایه شعاعی گاوسی در بیان توابع پیچیده غیرخطی بسیار موفق بودهاند. می توان نشان داد که هر تابع پیوسته که لزوما هموار نیست با استفاده از این گونه توابع قابل تخمین، با دقت قابل قبول است [22,21].

4-4- شبکه تابع پایه شعاعی گشتاورهای غیرخطی اصطکاک و اغتشاش

مجموع گشتاورهای اصطکاک و نیروهای اغتشاشی نامعلوم را با T_F نشان مىدهيم. از آنجا كه اين گشتاور تابع غيرخطى از ((heta, heta) است. فرض مىكنيم: $\hat{T}_{n}^{i} = W^{T} n (\rho \dot{\rho})$

$$\Gamma_F^i = W_i^1 \ \eta_i(\theta, \theta) + \epsilon_i \tag{36}$$

که در آن $W_i \in \mathbb{R}^l$ وزن شبکه عصبی، $\eta_i \in \mathbb{R}^l$ توابع گاوسی دینامیک مربوطه هستند و ϵ_i خطاهای تخمین \hat{T}^i_F هستند. اندیس i مربوط به i امین مفصل ربات است. در اینجا باید قانون تطبیقی را استفاده کنیم که همگرایی ماتریس وزن شبکه عصبی برای تحقق رابطه (33) را تضمین کند.

$$r = \dot{e} + \Lambda e$$

از آنجا که اصطکاک در مفاصل تابعی از زاویه و سرعت زاویه ای است، باید خطا در فضای کاری را توسط رابطه (38) به فضای مفصلی انتقال دهیم



Fig. 3 Schematic diagram of RBF neural network **شکل 3** دیاگرام شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

$$\hat{r} = J^{\mathrm{T}}r\tag{38}$$

که در آن ۸ ضریبی مثبت است، رابطه (38) برای تخمین تابع غیرخطی مورد استفاده قرار می گیرد. الگوریتم شبکه عصبی تطبیقی با استفاده از این خطای معادل، ضرایب خود را تا جایی که خطا به صفر میل نماید، تطبیق مىدهد [23]. بنابراين با استفاده از قانون تطبيق (39)

$$\hat{W} = \xi \eta_i \hat{r} \tag{39}$$

که در آن $0 < \xi$ ، آنگاه در $\infty \to t$ رابطه (33) برای تابع غیرخطی اصطکاک براورده شده و با جبران آن خطا به سمت صفر میل مینماید.

4- پیادہسازی تجربی

برای بررسی صحت عملکرد الگوریتم در یافتن رابطه اصطکاک و توانایی کنترل کننده برای کنترل مجری نهایی در تعقیب مسیر، رباتی دولینکی و صفحهای مطابق شکل 4 برای آزمایش در نظر گرفته شده است.

با استفاده از سه روش کنترل مدلمبنا، ترانهاده ژاکوبین و ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته و روشهای جبرانساز مدلمبنا و شبکه عصبی به کنترل ربات پرداخته می شود. هدف مقایسه توانایی کنترل کننده ها و دانستن نقاط قوت و ضعف هریک در دستیابی به مسئله تعقیب مسیر توسط مجری نهایی و جبران اصطکاک در مفاصل ربات است.

4-1- مشخصات سيستم

ربات مورد نظر دولینکی صفحهای بوده و با استفاده از میکروکنترلر آردوینو امگا کنترل می شود. مشخصات مربوط به لینک های ربات در جدول 2 ارائه شده است. مشخصات فیزیکی مربوط به لینکها با در نظر گرفتن تاثیرات محرکها و با صرفنظر کردن از چرخش بدنه محرک در نظر گرفته شده است.

اصطکاک مفاصل را معادل اصطکاک درون محرکها در نظر می گیریم. زواياى مربوط به هر مفصل با استفاده از انكودر متصل به موتور خوانده مىشود.

در ابتدا مدل اصطکاک محرکهای ربات را با استفاده از الگوریتم ماهی دهپا بدست می آوریم. این محرکها شامل دو عدد موتور فالهابر (Faulhaber 2343L12CR) است. با استفاده از گشتاورسنج مقادیر گشتاورهای استاتیک به دست می آوریم. همچنین در حالت اندازه گیر زاویه مربوط به مبدل (37)





Fig.4 Experimental planar robot

شکل 4 ربات دولینکی صفحهای استفاده شده در آزمایش

جدول 2 مشخصات فیزیکی ربات صفحهای

Table 2 planar manipulator physical properties				
مقدار	ویژگی			
150 (mm)	طول هر لینک			
403, 220 (gr)	جرم لینکهای اول و دوم (m _{1,2})			
4.1, 1.2 (kg cm ²)	ممان اینرسی لینکهای اول و دوم (I _{1,2})			
110, 80 (mm)	$\left(d_{1,2} ight)$ مرکز جرم لینکهای اول و دوم			
0.0134 (Nm/A)	k_m ضریب گشتاور موتورها			
0.014 (Vs/rad)	k_b ضريب مقاومت خودالقايى موتورها			
6(Ω)	مقاومت موتورها <i>R</i>			
64	نسبت گیربکس r			

گشتاورسنج، مقدار زاویه را برای گشتاور ثابت به منظور به دست آوردن پارامترهای دینامیک به دست میآوریم.

مقادیر به دست آمده در جداول 3 و 4 ارائه شده است.

مقادیر ثابتهای $[r_1, r_2, v_1, v_2]$ برای درونیابی استاتیک به ترتیب برابر با مقادیر ثابتهای $[r_1, r_2, v_1, v_2]$ در نظر می گیریم. مقادیر کران بالا برای چهار پارامتر استاتیک (16) برابر با 1 و کران پایین را برابر با (0.04,0.05,0.02,01] در نظر می گیریم. تعداد جمعیت تصادفی اولیه برابر با 40 عدد است. به این ترتیب جمعیت تصادفی اولیه به چهار گروه دهتایی تقسیمبندی می شود و مطابق روند ذکر شده در جدول ۱، درونیابی صورت می گیرد. شرط توقف مطابق روند ذکر شده در جدول ۱، درونیابی صورت می گیرد. شرط توقف معابق روند زکر شده در جدول ۱، درونیابی صورت می گیرد. شرط توقف معابق روند زکر شده در جدول ۱، درونیابی مورت می گیرد. شرط توقف مالبق روند زکر شده در جدول ۱، مونیابی مورت می گیرد. شرط توقف معابق روند زکر شده در جدول ۱، مونیابی مورت می گیرد. شرط توقف مساز گاری 7-ع 2.02 و 7-ع 8.06، مقادیر بهینه به دست آمده است. به منظور بررسی کارایی این روش درونیابی، الگوریتم ازدحام کرم شبتاب نیز مورد

جدول 3 گشتاورهای اصطکاک استاتیک بدست آمده از نمونهبرداری

Table	Table 3 Static torque sampling							
$ T_F $		$ \omega ^{rad}/s$	$ T_F $	$ \omega ^{rad}/s$				
	0.0755	0.5	0.0955	4.5				
	0.0805	1.5	0.1005	5.5				
	0.0855	2.5	0.1055	6.5				
	0.0905	3.5	0.1105	7.5				

5 1	、 ^ . <i>E</i>	·	st all A taxa
حالك ديناميك	لستاور تابت در	ست المدة با استفاده ار	جندوں – روانای به د

Table 4 Angle sampling using constant torques							
t(ms)	1	2	3	4	5	6	7
θ (mrad)	2.7	5.7	8	11	14.2	17.5	21

استفاده قرار می گیرد. به همین منظور مقادیر پارامترهای این الگوریتم توضیح داده شده در [18] را برابر با جدول 5 در نظر می گیریم:

مقادیر به دست آمده برای پارامترهای استاتیک و دینامیک در جداول 6 و 7 ارائه شده است. نمودار اشتریبک در شکل 5 نشان داده شده است. نتایج به دست آمده توسط هر دو الگوریتم بهینهیابی به یکدیگر بسیار نزدیک است با این تفاوت که سرعت الگوریتم ماهی دهپا بسیار سریعتر است.

همچنین برای مدلسازی تابع اصطکاک با استفاده از شبکه عصبی تطبیقی، با توجه به توان پردازنده، تعداد اعضای تابع پایهای گاوسی را برابر با 128 در نظر می گیریم. در صورتی که این تعداد بیشتر شود، دقت مدلسازی افزایش می یابد، با این وجود زمان پردازش نیز بیشتر می گردد. مقدار σ که همان واریانس تابع در رابطه (34) است را برای تمامی توابع برابر با 2 در نظر می گیریم. مقادیر μ ، اعدادی تصادفی در بازه (1,1–) است. مقدار ξ در رابطه (39) را برابر با 0.01 در نظر می گیریم. همچنین مقدار Λ در رابطه (37) برابر با 20.01 در نظر گرفته شده است. ضرایب کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین دو برابر ضرایب ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته در نظر گرفته می شود. مسیری بیخی شکل در نظر گرفته شده و تعقیب آن در نظر گرفته می شود. شکل 6 توانایی هر کنترل کننده را هر تعقیب مسیر نشان می دهد.

جدول 5 پارامترهای الگوریتم ازدحام کرم شبتاب

Table 5 The	parameter settings for	r GSO algorithm	
Lable 5 The	parameter settings for		

-	iter	т	r_s	ρ	S	n_t	β	γl_o	
	1000000	50	0.5	0.4	0.3	4	0.05	0.5 3	استاتیک
	1000000	50	1	0.4	0.3	4	0.05	0.5 3	ديناميک

جدول 6 پارامترهای استاتیک بدست آمده از بهینهسازی

Table 6 The identification result of static parameters						
	\widehat{F}_{C}	\widehat{F}_{S}	$\hat{\sigma}_2$		$\widehat{\omega}_{S}$	پارامتر
	0.073	0.	08	0.005	0.22	CFA
	0.072	0.	08	0.006	0.22	GSO
-						

آمده از بهینهسازی	دینامیک بدست	عدول 7 پارامترهای
-------------------	--------------	--------------------------

Table 7 The identification result of dynamic parameters			
	$\widehat{\sigma}_{0}$	$\widehat{\sigma}_1$	پارامتر
	3.13	0.651	CFA
	3.11	0.652	GSO



شکل 5 گشتاور اصطکاک برحسب سرعت زاویهای



4-2- كنترل مسير

با استفاده از مقادیر بدست آمده از الگوریتم ماهی دهپا، برای حذف اثرات اصطکاک از جبرانساز فیدبک غیرخطی با مدل لاگر استفاده شده است. همانطور که گفته شد، مسیر مورد نظر، یک بیضی در فضای کارتزین است که به صورت زیر تعریف می شود:

$X(t) = 0.15\cos(0.6t)$ (40) $Y(t) = 0.1\sin(0.6t)$ (41) $Y(t) = 0.1\sin(0.6t)$ (41)

مسیر طی شده توسط مجری نهایی ربات در شکل 6 نشان داده شده است. خطای تعقیب نیز در شکل 7 به نمایش آمده است. همانطور که در شکل 6 مشاهده می شود، کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته به همراه جبران ساز به خوبی مجری نهایی را در مسیر از پیش تعیین شده، هدایت می نماید. با ترکیب جبرانساز شبکه عصبی و کنترل کننده مدل مبنا، خطا واگرا می شود. در کنترل با استفاده از جبران ساز و کنترل کننده مدل مبنا، خطای تعقیب وجود دارد که این امر به دلیل حساسیت کنترل کننده مدل مبنا به عدم دقت مدل اصطکاک و مدل دینامیکی سیستم است.

با ترکیب کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین و جبرانساز شبکه عصبی، زمان قابل توجهی برای تخمین تابع نامعلوم اصطکاک صرف میشود که این امر باعث میشود زمان نشست زیاد شود. با افزایش مقدار ξ در رابطه (39)، سیستم، واگرا میشود. همچنین سیستم از ثانیه 8، زمانی را برای جبران اثرات گرانش که به دلیل عدم تراز بودن سطح، ایجاد میشود صرف میکند. اگر در این کنترل کننده از جبرانساز مدل مبنا استفاده شود، با استفاده از

ضرایب بالا می توان به رهگیری مسیر با دقتی قابل قبول دست یافت. با این وجود ضرایب بهره بالا باعث حساسیت سیستم به نویز می شود. بنابراین در میان تمامی روش های کنترلی آزمایش شده، کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته با استفاده از جبران ساز مدل مبنا، بهترین جواب ممکن را به دست می دهد. گشتاور تولیدی موتورها در شکل 8 نشان داده شده است. لازم به ذکر است بدون استفاده از جبران ساز اصطکاک، سیستم قادر به تعقیب مسیر ذکر شده نیست.

5- نتیجه گیری

الگوریتم بهینهسازی ماهی ده پا از سرعت و دقت بالایی در میانیابی مسائل با چند پارامتر مجهول، همانند یافتن ضرایب مدل اصطکاکی لاگر نسبت به الگوریتمهای مشابه برخوردار است. ترکیب جبرانساز مدل مبنا با استفاده از مدل اصطکاک لاگر و کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته برای کنترل بازوی رباتیکی در فضای کاری مورد استفاده قرار گرفت. سپس برای مقایسه کارایی این روش، کنترل کنندههای مدل مبنا و ترانهاده ژاکوبین و جبرانساز اصطکاک با استفاده از شبکه عصبی توابع شعاعی گاوسی نیز بر روی ربات دولینکی انجام شد. نتایج تجربی نشان داد کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته، به خوبی قادر به کنترل حرکت مجری نهایی ربات در فضای کاری است. کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین با وجود ضرایب مشتق و تناسبی بالاتر، عملکرد پایینتری نسبت به نوع بهبودیافته نشان میدهد. همچنین شبکه عصبی تطبیقی گاوسی زمانی قابل توجه برای تطبیق صرف میکند. به









- [10] W. J. Zhang, Parameter identification of LuGre friction model for servo system based on improved particle swarm optimization algorithm, *Proceedings of the 26th Chinese Control Conference*, Zhangjiajie, China, pp. 135-139, 2007.
- [11] D. N. Jayakumar, P. venkatesh, Glowworm swarm optimization algorithm with topics for solving multiple objective environmental economic dispatch problem, *Applied Soft Computing*, Vol. 23, pp. 375-386, 2014.
- [12] K. N. Krishnanand, D. Ghose, Detection of multiple source locations using a glowworm metaphor with applications to collective robotics, *IEEE Swarm Intelligence Symposium*, Pasadena, California, USA, pp. 84-91, 2005.
- [13] S. Lukasik, P. A. Kowalski, Fully informed swarm optimization algorithms: basic concepts, variants and experimental evaluation, *Proceedings of the* 2014 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, Warsaw, Poland, pp. 155-161, 2014.
- [14] A. S. Eesa, A. M. A. Brifcani, Z. Orman, Cuttlefish Algorithm-A Novel Bio-Inspired Optimization Algorithm, *International Journal of Scientific & Engineering Research*, Vol. 4, No. 9, pp. 1978-1986, 2013.
- [15] S. A. Moosavian, E. Papadopulos, Modified transpose Jacobian control of robotic systems, *Automatica*, Vol. 43, No. 7, pp. 1226-1233, 2007.
- [16] S. R. Naghibi, A. A. Pirmohamadi, S. A. A Moosavian, Fuzzy MTEJ controller with integrator for control of underactuated manipulators, *Robotic* and Computer Integrated Manufacturing, Vol. 48, pp. 93-101, 2017.
- [17] J. Park, I. W. Sandberg, Universal approximation using radial-base function network, *Neural computation*, Vol. 3, No. 2, pp. 246-257, 1991.
- [18] Z. Yu, Yang, Full glowworm swarm optimization algorithm for whole-set orders scheduling in single machine, *Scientific World Journal*, Vol. 2013, pp. 1-6, 2013.
- [19] X. Li, Y. Zhu, k. Yang, Self-adaptive composite control for flexible joint robot based on RBF neural network, *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, Xiamen, China, pp. 837-840, 2010.
- [20] F. L. Lewis, D. M. Dawson, C. T. Abdallah, *Robot Manipulator Control Theory and Practice*, Second Edition, pp. 148-158, New York: Marcel Dekker, 2004.
- [21] F. Girosi, T. Poggio, Networks and the best approximation property, *Biological Cybernetics*, Vol. 63, No. 3, pp. 169-176, 1990.
- [22] T. Poggio, F. Girosi, Networks for approximation and learning, Proceedings of the IEEE, Vol. 78, No. 9, pp. 1481–1497, 1990.
 [23] Y. Liu, S. Tong, Adaptive NN tracking control of uncertain nonlinear
- [23] Y. Liu, S. Tong, Adaptive NN tracking control of uncertain nonlinear discrete-time systems with nonaffine deadzone input, *IEEE Transactions On Cybernetics*, Vol. 45, No. 3, pp. 497-505, 2015.

همین دلیل در صورت بروز اغتشاش مشکلاتی به وجود می آورد. بنابراین کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته، در مجموع به دلیل مقاومت بهتر در برابر نامعینی ها، ضرایب بهره کمتر و سادگی و کمی محاسبات در حالتی که با جبران ساز مدل مبنا ترکیب شود، جواب بهتری نسبت به سایر انواع کنترل کننده در مشخصه های کنترلی، مانند زمان نشست و خیز کمتر و دقت بیشتر نشان می دهد.

6- مراجع

- D. Kamopp, Computer simulation of slip-stick friction in mechanical dynamic systems, Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Vol. 107, No. 1, pp. 100-103, 1985.
 A. Hélouvry, P. Dupont, C. C. De Wit, A survey of models, analysis tools
- [2] A. Hélouvry, P. Dupont, C. C. De Wit, A survey of models, analysis tools and compensation methods for the control of machines with friction, *Automatica*, Vol. 30, No. 7, pp. 1083-1138, 1994.
- [3] P. R. Dahl, A Solid Friction Model, Defense Technical Information Center, No. TOR-0158 (3107-18)-1, Aerospace Corp, El Segundo, Calofornia, USA, 1968.
- [4] P. A. Bliman, M. Sorine, A system-theoretic approach of systems with hysteresis, Application to friction modeling and compensation, *Proceedings* of the 2nd European Control Conference, Groningen, Netherlands, pp. 1844-1849, June 28- July 1, 1993.
- [5] P. A. Bliman, M. Sorine, Easy to use realistic dry friction models for automatic control, *Proceedings of 3rd European Control Conference*, Rome, Italy, pp. 3788-3794, 1995.
- [6] V. Lampaert, J. Swevers, F. Al-Bender, Modification of the Leuven integrated friction model structure, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 47, No. 4, pp. 683-687, 2002.
 [7] F. Al-Bender, V. Lampaert, J. Swevers, A novel generic model at asperity
- [7] F. Al-Bender, V. Lampaert, J. Swevers, A novel generic model at asperity level for dry friction force dynamics, *Tribology Letters*, Vol. 16, No. 2, pp. 81-93, 2004.
- [8] C.d. Wit, H. Olsson, K. Astrom, P. Lischinsky, A new model for control of systems with friction, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 40, No. 3, pp. 419- 425, 1995.
- [9] P. C. Kurian, Space-borne motor friction estimation using genetic algorithm (GA), 2009 International Conference on Control, Automation, Communication and Energy Conservation, Perundurai, Erode, India, pp. 475-478, 2009.