



کنترل بازوی رباتیک با استفاده از روش ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته و جبران ساز اصطکاک

سیدرضا نقیبی¹، علی اکبر پیرمحمدی²، سیدعلی اکبر موسویان^{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 پستی 19395-1999، moosavian@kntu.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 16 آبان 1396

پذیرش: 26 آذر 1396

ارائه در سایت: 22 دی 1396

کلید واژگان:

کنترل کننده ترانهاده ژاکوبین

مدل اصطکاک لاگر

شبکه عصبی تطبیقی تابع شعاعی گاوسی

چکیده

در این مقاله مسئله کنترل دقیق بازوی رباتیکی با وجود نامعینی‌های دینامیکی و عوامل غیرخطی سخت مانند اصطکاک با استفاده از روش ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته به همراه جبران ساز اصطکاک مدل مینا انجام شده است. برای مدل سازی اصطکاک از مدل لاگر استفاده شده است و پارامترهای آن با استفاده از الگوریتم بهینه یابی فراابتکاری ماهی ده پا بدست آورده شده است. با مقایسه این الگوریتم با الگوریتم های فراابتکاری مشابه مانند توده کرم شب تاب، سرعت و دقت بالاتر این الگوریتم نشان داده می شود. پس از تعیین دقیق پارامترهای مدل و تعیین الگوی اصطکاک در محرک ها، با استفاده از روش ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته و جبران ساز اصطکاک مدل مینا، پیاده سازی تجربی بر روی یک ربات دولینکی در فضای کارتزین ارائه می شود. همچنین به منظور مقایسه عملکرد این روش نسبت به دیگر روش های کنترل، ربات مورد نظر با استفاده از روش های کنترل مدل مینا و ترانهاده ژاکوبین و همچنین جبران ساز اصطکاک با استفاده از شبکه عصبی تطبیقی توابع شعاعی گاوسی دارای کنترل شده و عملکرد آنها با روش پیشنهادی مقایسه می شود. نتایج تجربی نشان می دهد 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 نامعینی های دینامیکی است. همچنین دارای محاسبات به مراتب کمتر نسبت به الگوریتم های مدل 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

Original Research Paper
Received 07 November 2017
Accepted 17 December 2017
Available Online 12 January 2018

Keywords:
TJ controller
LuGre friction model
RBF adaptive neural network

ABSTRACT

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 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 uncertainties with lower computational efforts.

1- مقدمه

غیرخطی های سخت در سیستم های مکانیکی به خصوص محرک های الکتریکی و غیرالکتریکی، از مهمترین موانع در دستیابی به دقت بالا در کنترل است. اصطکاک از رایج ترین انواع نیروهای غیرخطی عمل کننده و نامطلوب در تمامی سیستم های مکانیکی است. از آنجا که در هنگام تماس بین دو سطح، دانستن تمامی رخدادهای مکانیکی نیست، تعیین مدل دقیق از نیروی اصطکاک برای تمامی شرایط کاری بسیار دشوار است. مدل های گوناگونی برای اصطکاک با درجات دقت و پیچیدگی متفاوت پیشنهاد شده

در بسیاری از کاربردهای صنعتی، موقعیت دهی دقیق سیستم مکانیکی مطلوب است. از جمله این کاربردها می توان به درایو هارد دیسک، سیستم های اپتیک، کنترل مسیر پرتابه ها، ربات های صنعتی در جوشکاری، نقاش و ربات های جراح اشاره کرد. استفاده از کنترل پس خورد روشی رایج در رسیدن به کنترل دقیق سیستم های مکانیکی است. برای رسیدن به این هدف، دانستن مدل دقیق سیستم و نیروهای موثر بر آن لازم است.

Please cite this article using:

S. R. Naghibi, A. A. Pirmohamadi, S. A. A. Moosavian, Control of manipulator in task space using Modified Transpose Effective Jacobian and model based friction compensator, Modares Mechanical Engineering, Vol. 18, No. 01, pp. 335-344, 2018 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

است. در این مقاله به منظور بررسی عملکرد کنترل کننده، پیاده سازی تجربی بر روی ربات دولینکی صفحه ای انجام شده و میزان دقت روش مورد نظر تایید می شود. همچنین به منظور مقایسه، ربات مورد نظر با استفاده از روش کنترلی مدل مینا و روش ترانهاده ژاکوبین و با جبران ساز اصطکاک شبکه عصبی تطبیقی با توابع پایه شعاعی¹⁰ 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 دسته بندی کرد:

- 1- استفاده از الگوریتم درونیایی فراابتکاری ماهی ده پا برای یافتن پارامترهای اصطکاک در محرک های ربات.
- 2- استفاده از روش کنترل ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته به همراه جبران ساز پس خورد غیرخطی در کنترل ربات در فضای کاری برای غلبه بر نامعینی در محرک و اجزای مکانیکی ربات مقایسه آن با روش های 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 محرک ها 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 هر دو بخش موتور و گیربکس است. در این مرحله از لقی سیستم صرف نظر می شود. مدل ریاضی چنین سیستم محرکی با سیستم دینامیکی مرتبه دوم با اصطکاک موجود بین دو سطح تماس بیان می شود:

$$J\dot{\omega} = \tau - T_F - T_L \quad (1)$$

که در آن J ممان اینرسی، ω سرعت دورانی محرک، τ سیگنال کنترل، T_F گشتاور اصطکاک و T_L گشتاور نیروی نامعلوم و اغتشاش است.

بررسی های تجربی بر روی جبران سازی اصطکاک وجود هر دو نوع اصطکاک کلمب و ویسکوز را تایید می کند. با توجه به مطالب ذکر شده در بخش های پیشین، برای در نظر گرفتن یک مدل دقیق و جامع برای اصطکاک سیستم از مدل اصطکاک لاگر استفاده می شود. گشتاور اصطکاک برابر است با:

$$T_F = \sigma_0 z + \sigma_1 \dot{z} + \sigma_2 \omega \quad (2)$$

که در آن z متغیر حالت (تغییر شکل زبری)، ω سرعت نسبی اجسام در حال تماس، σ_0 ضریب سختی زبری، σ_1 ضریب میرایی زبری، σ_2 ضریب اصطکاک ویسکوز است. تغییرات شکل زبری ها از رابطه زیر بدست می آید.

$$\dot{z} = -\frac{|\omega|}{g(\omega)} z + \omega \quad (3)$$

$g(\omega)$ تابعی غیرخطیست که به وسیله رابطه زیر ارائه می شود:

$$\sigma_0 g(\omega) = F_C + (F_S - F_C) e^{-(\omega/\omega_S)^2} \quad (4)$$

که در آن F_C اصطکاک کلمب، F_S اصطکاک سکون و ω_S سرعت استریک¹¹ است [8].

2-2- الگوریتم ماهی ده پا

است. از جمله در [2،1] به مدل های استاتیک اشاره شده است. مدل های استاتیک به شکل غیردینامیک به نیروی اعمالی و سرعت بستگی دارند. ساده ترین مدل اصطکاک استاتیک، اصطکاک کلمب است که در آن نیروی اصطکاک به وسیله تابع سیگنوم بیان می شود. 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 پدیده های لغزش مانند عقبگرد اصطکاک² را ندارند. بنابراین مدل های استاتیک را باید به مدل های دینامیک تعمیم داد تا بتوان تعداد بیشتری از پدیده های اصطکاک را مدل کرد. از مدل های دینامیک می توان به مدل دال³ در [3]، مدل بلیمن در [4] که به مدل سازی پدیده اصطکاک هیستریزیس می پردازد و مدلی جامع تر از آن در [5]، مدل بهبود یافته لون⁴ در [6] و مدلی با در نظر گرفتن اثرات گوناگون دندانه ها در [7] اشاره کرد. مدل اصطکاک لاگر⁵ [8] که به صورت گسترده مورد استفاده قرار می گیرد، از جمله مدل های دینامیکی است که در برگیرنده بسیاری از پدیده های اصطکاک است. این مدل به نسبت پیچیده بوده و دارای پارامترهای بسیاری است که باید تعیین شوند. برای تعیین این پارامترها عمدتاً از روش های درونیایی استفاده می شود. روش های هوشمند فراابتکاری بسیاری از جمله الگوریتم ژنتیک در [9]، الگوریتم توده ذرات⁶ در [10] و توده کرم شب تاب⁷ در [13-11] برای تعیین پارامترهای نامعلوم اصطکاک مورد استفاده قرار گرفته اند. یکی از جدیدترین روش های بهینه سازی، روش درونیایی ماهی ده پا⁸ (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 همانند سازی با محیط تقلید می کند. برای بررسی دقت و سرعت عملکرد آن، مقایسه ای تجربی با روش توده کرم شب تاب انجام می شود.

صرف نظر از اصطکاک، عامل دیگری که در کنترل دقیق سیستم های مکانیکی تاثیر دارد، نامعینی در مدل سازی دینامیکی است. علاوه بر خطاهای مدل سازی، 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 نامعینی ها بیشترین مقاومت را از خود نشان دهد بسیار مطلوب است. تاکنون روش های گوناگونی برای این منظور مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله آنها می توان به روش ترانهاده ژاکوبین، مدل غزشی و کنترل تطبیقی اشاره نمود که هر یک دارای مزایا و محدودیت هایی است.

روش ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته⁹ از جمله روش های غیرمدل مینا در کنترل ربات ها در فضای کاری است [15]. این کنترلر از دستورات کنترلی در گام زمانی قبلی به عنوان ابزار یادگیری استفاده می کند. از مزایای آن می توان به ضرایب کنترلی کمتر و در نتیجه قابلیت عملکرد بهتر در حضور نویز و کنترل دقیق تر ربات مشابه روش مدل مینا با وجود نیاز به مدل دینامیکی و سادگی بیشتر اشاره کرد. با استفاده از این کنترل کننده و جبران ساز مدل مینای بدست آمده، می توان به کنترل دقیق ربات ها در فضای کاری پرداخت. در [16] این روش با ضرایب تنظیم شونده مورد استفاده قرار گرفته

¹ Pre-sliding displacement

² Friction lag

³ Dahl

⁴ Leuven

⁵ LuGre

⁶ Particle swarm optimization

⁷ Glowworm swarm optimization

⁸ Cuttlefish

⁹ Modified transpose Jacobian

¹⁰ Radial base function adaptive neural network

¹¹ Stribeck

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.

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

$$j \text{ پدیداری} = V \times (\text{BestP}[j]) - G_1[i] \cdot P[j] \quad (7)$$

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 می آید.

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

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

که در آن $r_{1,2}$ و $v_{1,2}$ ثوابتی هستند که برای تعیین میزان کشیدگی سلول های کروماتوفر و میزان پدیداری طرح نهایی هستند. جواب جدید از رابطه (10) بدست می آید.

$$\text{newp}[j] = j \text{ پدیداری} + j \text{ بازتابش} \quad (10)$$

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:

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

در گروه سوم مورد 5 شبیه سازی می شود. معادلات مربوط به بازتابش و پدیداری به شکل زیر تبدیل می شوند:

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

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

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

2-3- تعیین پارامترهای استاتیکی اصطکاک

پارامترهای استاتیک ویژگی های حالت ماندگار را، هنگامی که سیستم در سرعت بالا حرکت می کند توصیف می کنند. برای سیستم پایدار حلقه باز، خروجی باید پس از مدتی به حالت ماندگار رسیده و هنگامیکه سیستم در حالت ماندگار قرار گرفت، نرخ تغییر شکل دندانه ها ($\dot{z}$)، در مدل اصطکاکی لاگر و شتاب نیرو صفر می شوند.

از (3)، حالت داخلی به وسیله رابطه زیر ارائه می شود.

$$z = g(\omega) \text{sign}(\omega) \quad (14)$$

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

$$T \approx T_f = [F_c + (F_s - F_c)e^{-(\omega/\omega_s)^2}] \text{sign}(\omega) + \sigma_2 \omega \quad (15)$$

سپس، پارامترهای اصطکاکی F_c ، F_s و σ_2 را به وسیله الگوریتم CFA می توان بدست آورد که در آن داده ها شامل گشتاور ورودی و سرعت خروجی با رابطه (15) نشان داده می شوند. به منظور تعیین پارامترهای استاتیکی با استفاده از الگوریتم ماهی ده پا، ابتدا بردار پارامترهای استاتیک v باید برای هر دسته مشخص شود. مقادیر مشخص شده برای پارامترهای استاتیکی عبارتند از:

$$\hat{v}_m = [\hat{F}_c \quad \hat{F}_s \quad \hat{\sigma}_2 \quad \hat{\omega}_s] \quad (16)$$

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

ماهی ده پا گونه ای از سرپایان است که به توانایی تغییر رنگ و همانند شدن با محیط، معروف است. رنگ ها و طرح ها در این گونه ماهی توسط لایه های مختلف پوست، صورت می گیرد. این لایه ها به سه دسته تقسیم بندی می شوند:

کروماتوفرها: گروهی از سلول ها بوده که دارای لایه ای انبساطی همراه با رنگ دانه هستند و دقیقاً زیر پوست قرار گرفته اند؛ 15-25 ماهیچه به این گروه از سلول ها متصل است که با کشیدن این گروه از سلول ها، سطح آن ها را بیشتر می کنند.

ایریدوفر: این گروه از سلول ها در لایه بعدی یافت می شوند. این گروه شامل پلاک های رنگی بوده و مسئول تولید رنگ های سبز، آبی، زرد و قرمز 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 در برابر هر رنگ به همان شکل در می آیند. الگوریتم ده پا عمل این سه لایه را تقلید می کند. شش عمل اصلی در این فرایند را می توان در شکل 1 نشان داد.

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

کل این عملیات را می توان به شکل زیر بیان کرد:

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

$$C(i, j) = \text{rand} \times (\text{حد پایین} - \text{حد بالا}) + \text{حد پایین} \quad (5)$$

$$i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, d$$

که در آن "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 خانه های آن در AV_{Best} نگهداری می شود. سپس جمعیت به چهار بخش

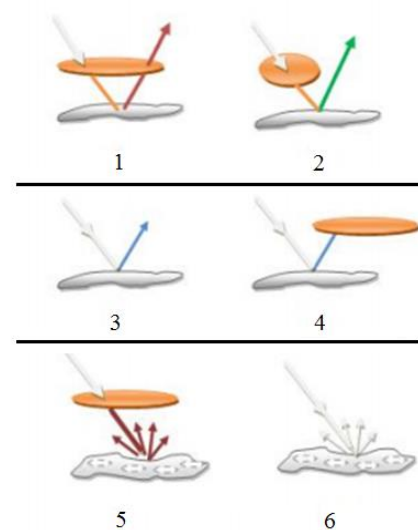


Fig. 1 The six cases in skin color change mechanism [14]

شکل 1 شش عمل اصلی در فرایند تغییر رنگ ماهی ده پا [14]

جدول 1 روند الگوریتم ماهی ده‌پا

Table 1 General principle of CFA

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

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

$$\hat{T}_{f-m}^i = [\hat{F}_c + (\hat{F}_s - \hat{F}_c)e^{-(\omega_i/\hat{\omega}_s)^2}] \text{sign}(\omega_i) + \hat{\sigma}_2 \omega_i \quad (17)$$

که در آن $i = 1, 2, \dots, N$ تعداد سیگنال‌های سرعت انتخابی است و $\hat{T}_{f-m}^i$ به مقدار تخمین زده شده گشتاور مربوط به i امین سیگنال سرعت از m امین دسته دلالت دارد. تابع سازگاری پارامترهای استاتیک برابر خواهد بود با:

$$J_m = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (e_{s,m}^i)^2, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (18)$$

که در آن $e_{s,m}^i = T_s^i - \hat{T}_{f-m}^i$ خطای شناسایی استاتیک برای i امین سرعت از m امین 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 تأثیرات اصطکاک را بر روی سیستم در سرعت پایین نشان می‌دهند. هنگامی که سرعت پایین است، تغییر شکل دندانه‌ها تقریباً برابر با صفر است. به عبارت دیگر $z \approx 0$. بنابر (3) داریم $\dot{z} \approx \omega$ و $\theta \approx z$. بنابراین گشتاور اصطکاک T_f را می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$T_f = \sigma_0 \theta + (\sigma_1 + \sigma_2) \omega \quad (19)$$

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

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

در حالت دینامیکی، سرعت، ثابت نیست و از مقدار صفر به تدریج زیاد می‌شود. بنابراین پارامتر معلوم را گشتاور، و پارامتر مشاهده شده را، زاویه موتور در نظر می‌گیریم. بنابراین رابطه خطا برابر است با:

$$e_{d,m}^{(t_i)} = \theta_d^{(t_i)} - \hat{\theta}_{d,m}^{(t_i)} \quad (21)$$

که در آن $\theta_d^{(t_i)}$ خروجی واقعی سیستم در لحظه t_i بوده و $\hat{\theta}_{d,m}^{(t_i)}$ 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 الگوریتم ماهی ده‌پا را می‌توان 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- کنترل ربات

3-1- کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته به همراه جبران ساز

با اعمال معادله لاگرانژ به سیستم ربات، مدل دینامیکی آن را می‌توان به شکل (22) نوشت:

$$H(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + T_F = \tau \quad (22)$$

کاری می توان نوشت:

$$\hat{t} = K_d \dot{e} + K_p e + k \hat{t}|_{t-\Delta t} \quad (28)$$

در صورت جبران اصطکاک با انتخاب مناسب آستانه حساسیت و گام زمانی کوچک، رابطه (26) منجر به معادله خطای زیر می شود:

$$K_d \dot{e} + K_p e \cong 0 \quad (29)$$

نمای کنترل کننده MTJ با جبران ساز مدل- مبنا برای بازوی رباتیک در شکل 2 ارائه شده است.

3-2- کنترل کننده مدل مبنا

در اینجا، کنترل مدل مبنا در فضای کاری را به شکل مختصر یادآوری می کنیم:

مدل لاگرانژ یک بازوی رباتیکی صفحه ای را در فضای کارترین می توان به شکل (30) نوشت:

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

که $\bar{C}$ و $\bar{H}$ ماتریس های معادل جرم و جملات غیرخطی در فضای کارترین 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) خطی سازی می کند.

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

$$\ddot{e} + k_d \dot{e} + k_p e = 0 \quad (32)$$

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

3-3- شبکه عصبی تطبیقی تابع پایه شعاعی

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

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

سرعت های فضای کاری را با $\dot{q}$ نشان می دهیم و از طریق ماتریس ژاکوبین به سرعت های مفاصل مربوط می شوند:

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

با تعریف خطا در فضای کاری به صورت معادله (24)

$$e = q_d - q \quad (24)$$

رابطه ژاکوبین تعمیم یافته (TJ) به شکل (25) خواهد بود:

$$\tau = J^T(K_d \dot{e} + K_p e) \quad (25)$$

در صورتی که ضرایب به اندازه کافی بزرگ باشند، کنترلر (25) تخمینی از کنترلر مدل مبنا بوده و در صورتی که اصطکاک جبران شود می تواند با دقتی مناسب خطا را به سمت صفر میل دهد. همانگونه که مشاهده می شود، کنترل کننده فوق علاوه بر ساده بودن، وابستگی کمتری به مدل سینماتیکی و دینامیکی سیستم دارد. از مزایای دیگر آن این است که در صورت وقوع تکیگی، کنترل کننده شکست نمی خورد. با این حال به دلیل استفاده از ضرایب بهره بالاتر، به نویز بیرونی وابسته تر است. همچنین مدل نشدن دینامیک سیستم در آن می تواند 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 تعمیم یافته در فضای زمانی یک گام پیش و یک فاکتور سوئیچینگ 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 می آید:

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

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

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

فاکتور سوئیچینگ 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

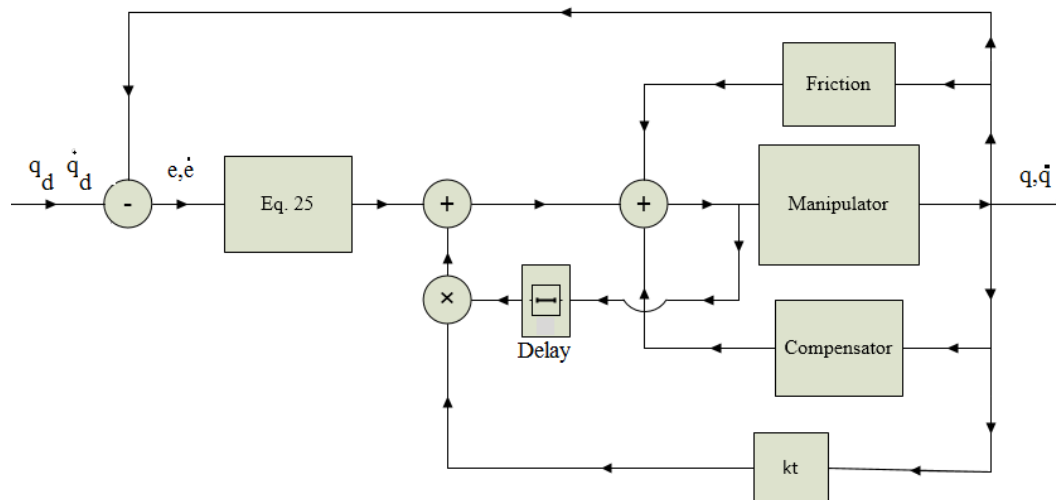


Fig. 2 MTJ block diagram with friction compensator

شکل 2 دیاگرام بلوکی روش کنترل MTJ با جبران ساز اصطکاک

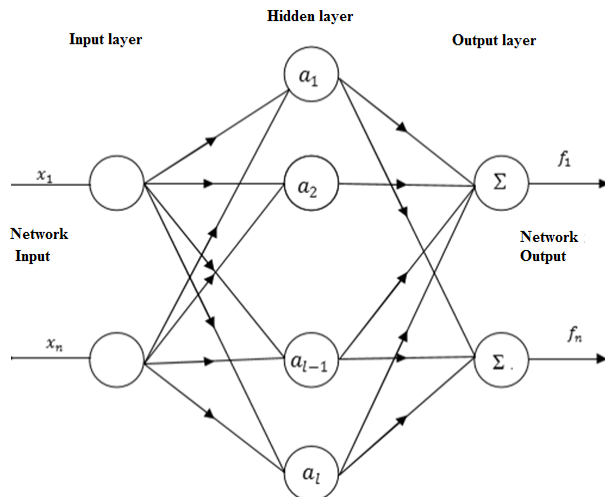


Fig. 3 Schematic diagram of RBF neural network

شکل 3 دیاگرام شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

$$\hat{r} = J^T r \quad (38)$$

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

$$\dot{W} = \xi \eta_i \hat{r} \quad (39)$$

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

4- پیاده‌سازی تجربی

برای بررسی صحت عملکرد الگوریتم در یافتن رابطه اصطکاک و توانایی کنترل‌کننده 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 مدل‌منا، ترانپاده ژاکوبین و ترانپاده ژاکوبین بهبودیافته و روش‌های جبران‌ساز مدل‌منا و شبکه عصبی به کنترل ربات پرداخته می‌شود. هدف مقایسه توانایی کنترل‌کننده‌ها 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 سیستم

ربات مورد نظر دولینکی صفحه‌ای بوده و با استفاده از میکروکنترلر آردوینو امگا کنترل می‌شود. مشخصات مربوط به لینک‌های ربات در جدول 2 ارائه شده است. مشخصات فیزیکی مربوط به لینک‌ها با در نظر گرفتن تأثیرات محرک‌ها و با صرف‌نظر کردن از چرخش بدنه محرک در نظر گرفته شده است. اصطکاک مفاصل را معادل اصطکاک درون محرک‌ها در نظر می‌گیریم. زوایای مربوط به هر مفصل با استفاده از انکودر متصل به موتور خوانده می‌شود.

در ابتدا مدل اصطکاک محرک‌های ربات را با استفاده از الگوریتم ماهی ده‌پا بدست می‌آوریم. این محرک‌ها شامل دو عدد موتور فالهاپر (Faulhaber 2343L12CR) است. با استفاده از گشتاورسنج مقادیر گشتاورهای استاتیکی به دست می‌آوریم. همچنین در حالت اندازه‌گیر زاویه مربوط به مبدل

گشتاور اصطکاک T_F در (22) تابعی غیرخطی از $(\theta, \dot{\theta})$ 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 معمولاً برای تخمین یک تابع نامعین $f(x)$ با خطای بسیار کم به کار می‌رود. مسئله تخمین تابع را می‌توان به شکل زیر بیان کرد:

تعریف: فرض می‌کنیم $f(x): R^n \rightarrow R^m$ تابعی پیوسته و تعریف شده بر $x \in R^n$ است و $\hat{f}(W, x): R^{l \times m} \times R^n \rightarrow R^m$ تابع تخمین است که 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 d و مقادیر کوچک قابل قبول ε داشته باشیم:

$$d(\hat{f}(W^*, x), f(x)) \leq \varepsilon \quad (33)$$

می‌توان 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.

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

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 خروجی. در لایه ورودی، فضای ورودی به شبکه‌هایی با توابع پایه‌ای در هر گره تقسیم می‌شود و یک زمینه دریافت در فضای R^n ایجاد می‌کند. خروجی شبکه $\hat{f}(W, x)$ با رابطه (35) داده می‌شود که در آن $\eta(x) = [\eta_1(x) \eta_2(x) \dots \eta_l(x)]^T$ بردار توابع پایه‌ای است.

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

4-3- شبکه تابع پایه شعاعی گشتاورهای غیرخطی اصطکاک و اغتشاش

مجموع گشتاورهای اصطکاک و نیروهای اغتشاشی نامعلوم را با T_F نشان می‌دهیم. از آنجا که این گشتاور تابع غیرخطی از $(\theta, \dot{\theta})$ است. فرض می‌کنیم:

$$\hat{T}_F^l = W_i^T \eta_i(\theta, \dot{\theta}) + \varepsilon_i \quad (36)$$

که در آن $W_i \in R^l$ وزن شبکه عصبی، $\eta_i \in R^l$ توابع گاوسی دینامیک مربوطه هستند و ε_i خطاهای تخمین $\hat{T}_F^l$ 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. رابطه خطای معادل به صورت (37) است:

$$r = \dot{e} + \Lambda e \quad (37)$$

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

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

مقادیر به دست آمده برای پارامترهای استاتیک و دینامیک در جداول 6 و 7 ارائه شده است. نمودار اشتربیک 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 می‌گیریم. در صورتی که این تعداد بیشتر شود، دقت مدل‌سازی افزایش می‌یابد، با این وجود زمان پردازش نیز بیشتر می‌گردد. مقدار σ که همان واریانس تابع در رابطه (34) است را برای تمامی توابع برابر با 2 در نظر می‌گیریم. مقادیر μ_i اعدادی تصادفی در بازه $(-1,1)$ است. مقدار ξ در رابطه (39) را برابر با 0.01 در نظر می‌گیریم. همچنین مقدار A در رابطه (37) برابر با 0.015 در نظر گرفته شده است. ضرایب کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین دو برابر ضرایب ترانهاده ژاکوبین بهبودیافته در نظر گرفته می‌شود. مسیری بیضی شکل در نظر گرفته شده و تعقیب آن در نظر گرفته می‌شود. شکل 6 توانایی هر کنترل‌کننده را هر تعقیب مسیر نشان می‌دهد.

جدول 5 پارامترهای الگوریتم ازدحام کرم شب‌تاب

Table 5 The parameter settings for GSO algorithm

iter	m	r_s	ρ	s	n_t	β	γ	l_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	دینامیک

جدول 6 پارامترهای استاتیک بدست آمده از بهینه‌سازی

Table 6 The identification result of static parameters

پارامتر	$\hat{F}_C$	$\hat{F}_S$	$\hat{\sigma}_2$	$\hat{\omega}_S$	
CFA	0.073	0.08	0.005	0.22	
GSO	0.072	0.08	0.006	0.22	

جدول 7 پارامترهای دینامیک بدست آمده از بهینه‌سازی

Table 7 The identification result of dynamic parameters

پارامتر	$\hat{\sigma}_0$	$\hat{\sigma}_1$
CFA	3.13	0.651
GSO	3.11	0.652

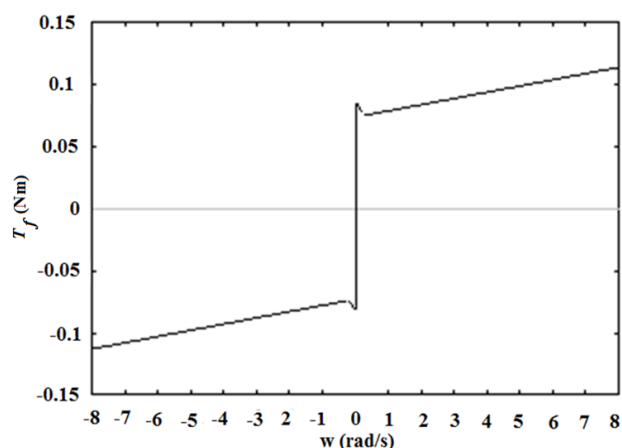


Fig. 5 Identified Stribeck curve for static parameters

شکل 5 گشتاور اصطکاک برحسب سرعت زاویه‌ای



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

ویژگی	مقدار
طول هر لینک	150 (mm)
جرم لینک‌های اول و دوم ($m_{1,2}$)	403, 220 (gr)
ممان اینرسی لینک‌های اول و دوم ($I_{1,2}$)	4.1, 1.2 (kg cm ²)
مرکز جرم لینک‌های اول و دوم ($d_{1,2}$)	110, 80 (mm)
ضریب گشتاور موتورها k_m	0.0134 (Nm/A)
ضریب مقاومت خودالقایی موتورها k_b	0.014 (Vs/rad)
مقاومت موتورها R	6(Ω)
نسبت گیربکس r	64

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 درونیایی استاتیک به ترتیب برابر با $[-2, -0.5, 2, 1]$ در نظر می‌گیریم. مقادیر کران بالا برای چهار پارامتر استاتیک (16) برابر با 1 و کران پایین را برابر با $[0.04, 0.05, 0.02, 0.1]$ در نظر می‌گیریم. تعداد جمعیت تصادفی اولیه برابر با 40 عدد است. به این ترتیب جمعیت تصادفی اولیه به چهار گروه ده‌تایی تقسیم‌بندی می‌شود و مطابق روند ذکر شده در جدول 1، درونیایی صورت می‌گیرد. شرط توقف 500000 دور و یا تابع سازگاری کمتر از 0.000001 در نظر گرفته شده است که برای حالت استاتیک و دینامیک به ترتیب پس از 980 و 383 تکرار با تابع سازگاری 3.02×10^{-7} و 8.06×10^{-7} مقادیر بهینه به دست آمده است. به منظور بررسی کارایی این روش درونیایی، الگوریتم ازدحام کرم شب‌تاب نیز مورد

جدول 3 گشتاورهای اصطکاک استاتیک بدست آمده از نمونه‌برداری

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

جدول 4 زوایای به دست آمده با استفاده از گشتاور ثابت در حالت دینامیک

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

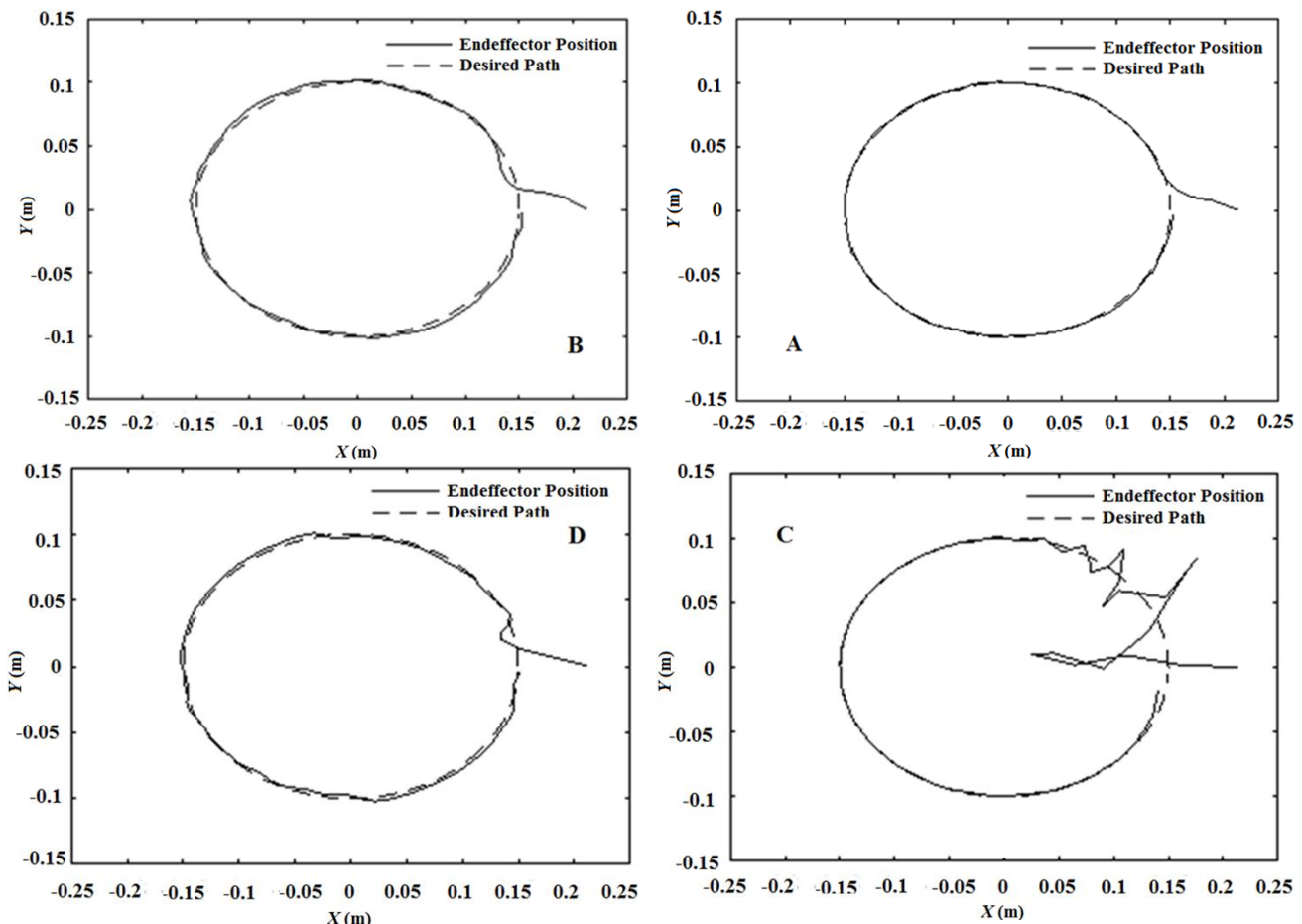


Fig.6 Trajectory tracking (A): MTJ+MB compensator, (B): TJ+MB compensator, (C): TJ+ANN, (D): MBA+MB compensator

شکل 6 تعقیب مسیر (A): MTJ+جبران ساز مدل مینا، (B): TJ+جبران ساز مدل مینا، (C): ANN+TJ، (D): MBA+جبران ساز مدل مینا

ضرایب بالا می‌توان به رهگیری مسیر با دقتی قابل قبول دست یافت. با این وجود ضرایب بهره بالا باعث حساسیت سیستم به نویز می‌شود. بنابراین در میان تمامی روش‌های کنترلی آزمایش شده، کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته با استفاده از جبران ساز مدل مینا، بهترین جواب ممکن را به دست می‌دهد. 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 ده‌پا از سرعت و دقت بالایی در میانمایی مسائل با چند پارامتر مجهول، همانند یافتن ضرایب مدل اصطکاکی لاگر نسبت به الگوریتم‌های مشابه برخوردار است. ترکیب جبران ساز مدل مینا با استفاده از مدل اصطکاک لاگر و کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته برای کنترل بازوی رباتیکی در فضای کاری مورد استفاده قرار گرفت. سپس برای مقایسه کارایی این روش، کنترل‌کننده‌های مدل مینا و ترانهاده ژاکوبین و جبران ساز اصطکاک با استفاده از شبکه عصبی توابع شعاعی گاوسی نیز بر روی ربات دولینکی انجام شد. نتایج تجربی نشان داد کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته، به خوبی قادر به کنترل حرکت مجری نهایی ربات در فضای کاری است. کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین با وجود ضرایب مشتق و تناسبی بالاتر، عملکرد پایین‌تری نسبت به نوع بهبود یافته نشان می‌دهد. همچنین شبکه عصبی تطبیقی گاوسی زمانی قابل توجه برای تطبیق صرف می‌کند. به

4-2- کنترل مسیر

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

$$X(t) = 0.15\cos(0.6t) \quad (40)$$

$$Y(t) = 0.1\sin(0.6t) \quad (41)$$

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 می‌شود، کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین بهبود یافته به همراه جبران ساز به خوبی مجری نهایی را در مسیر از پیش تعیین شده، هدایت می‌نماید. با ترکیب جبران ساز شبکه عصبی و کنترل‌کننده مدل مینا، خطا واگرا می‌شود. در کنترل با استفاده از جبران ساز و کنترل‌کننده مدل مینا، خطای تعقیب وجود دارد که این امر به دلیل حساسیت کنترل‌کننده مدل مینا به عدم دقت مدل اصطکاک و مدل دینامیکی سیستم است.

با ترکیب کنترل‌کننده ترانهاده ژاکوبین و جبران ساز 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 کنترل‌کننده از جبران ساز مدل مینا استفاده شود، با استفاده از

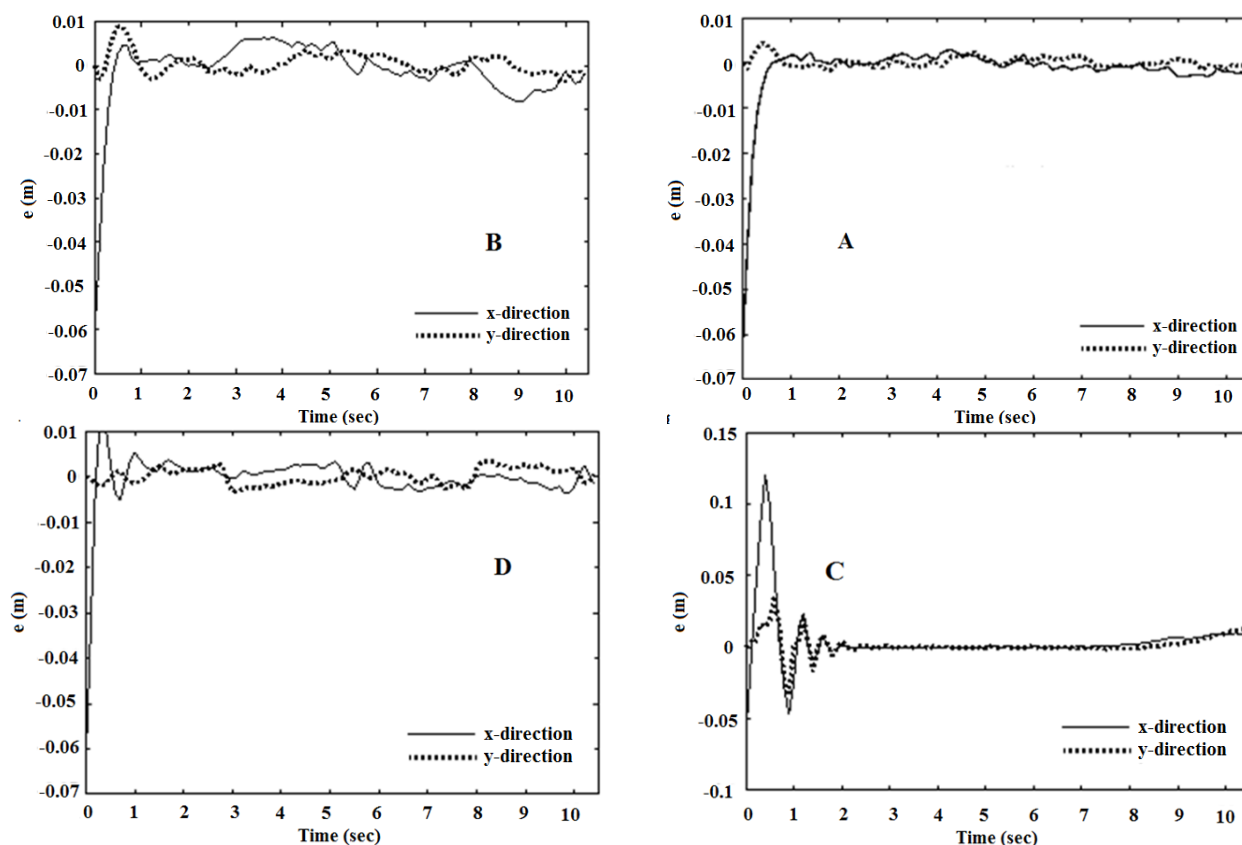


Fig.7 Tracking error in task space, (A): MTJ+compensator, (B): TJ+MB-compensator, (C): TJ+ANN, (D): MBA+MB-compensator

شکل 7 خطای تعقیب در فضای کاری: (A): MTJ+جبران ساز مدل مینا، (B): TJ+جبران ساز مدل مینا، (C): ANN+TJ، (D): MBA+جبران ساز مدل مینا

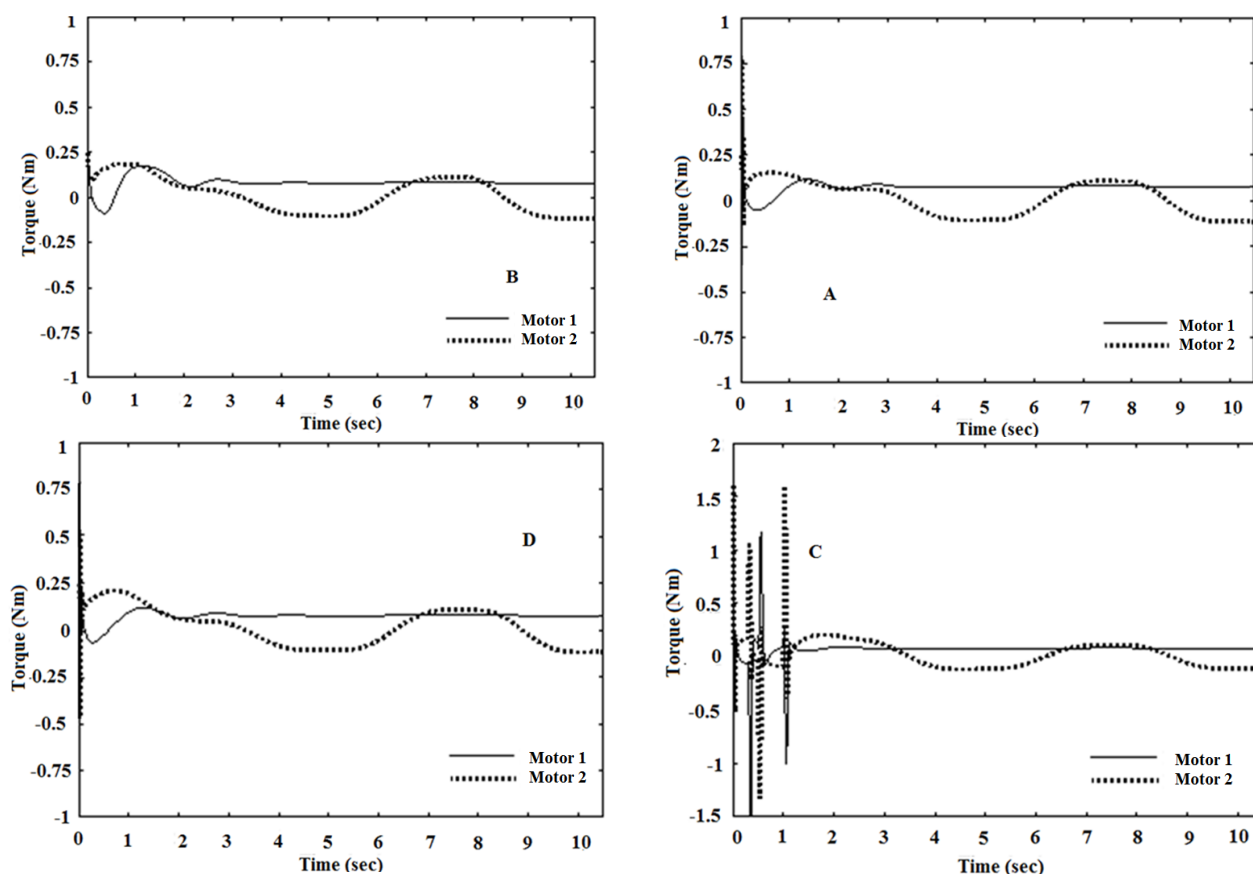


Fig. 8 Actuator torques, (A): MTJ+compensator, (B): TJ+MB-compensator, (C): TJ+ANN, (D): MBA+MB-compensator

شکل 8 خطای تعقیب در فضای کاری: (A): MTJ+جبران ساز مدل مینا، (B): TJ+جبران ساز مدل مینا، (C): ANN+TJ، (D): MBA+جبران ساز مدل مینا

- [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. Papadopoulos, 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, *Robotics 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 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 می‌آورد. بنابراین کنترل‌کننده ترانپاده ژاکوبین بهبود یافته، در مجموع به دلیل مقاومت بهتر در برابر نامعینی‌ها، ضرایب بهره کمتر و سادگی و کمی محاسبات در حالتی که با جبران‌ساز مدل‌منا ترکیب شود، جواب بهتری نسبت به سایر انواع کنترل‌کننده در مشخصه‌های کنترلی، مانند زمان نشست و خیز کمتر و دقت بیشتر نشان می‌دهد.

6- مراجع

- [1] 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.
- [2] A. H  louvy, 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, California, 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 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.