

Optimization and control of gait rehabilitation robot

Seyed Mohammad Ali Bandegan Abtahi¹, Nima Jamshidi^{2*}, Peyman Moalem³, Aram Ghazi Asgar⁴, Morteza Abdar Esfahani⁵

1. Master student in Mechanical Department., Faculty of Engineering, University of Isfahan. Isfahan. Iran
2. Biomedical engineering PhD, Assistant Professor of Biomedical Engineering, Faculty of Engineering, University of Isfahan. Isfahan. Iran (Corresponding author) nima_jamshidi@yahoo.com
3. Electrical PhD, Associate Professor of Electrical Engineering, Electrical Engineering Department, University of Isfahan. Isfahan. Iran
4. Master student in Mechanical Department, Faculty of Mechanical Engineering, Isfahan University of Technology.
5. MD, Cardiologist, Aadvanced (3D) Echocardiologist, Associate professor Of Isfahan University Of Medical Sciences of occupational therapy, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Article received on: 2014.6.20

Article accepted on: 2014.10.9

ABSTRACT

Background and Aim: In many fields of rehabilitation robotics, desired torque would be obtained by considering dynamics of the actuators. Also, dynamic model of many actuators is hard to approach and it has been neglected in many researches that cause the considerable disadvantages in general results. . The aim of this study is to optimize the performance of gait rehabilitation robot.

Materials and Methods: Kinematic data obtained from 10 patients, including joint angles, angular velocity and angular acceleration that eighty data recorded in a walk cycle and applied as inputs to the neural network. Then, performance of a NARMA-L2 controller for actuators of the biped walking robot is shown. It is noticeable that the controller is learned by LM algorithm and three evolutionary algorithms; PSO, GA and ICA. For controlling the robot walking, two kinds of dc motors are used. These actuators improve control of the biped robot by tracking the required torques for a human walk cycle as a reference model by neural network in two ways; offline and online.

Results: In this research, gait recovery system is introduced that the dynamics of the actuators are considered. Finally, reducing dimensions of the neural network hardware and using the evolutionary algorithms, respectively, reduces costs and increases accuracy of the rehabilitation biped robot based on reducing the minimum mean square error of 20 times after learning of neural network.

Conclusion: This system would be effective in promoting gait recovery. Helping the recovery of patient using robotic system and muscle compensation was the predictive goals of manufacturing of the system. The simple structure of neural network, negligible tracking error and high speed system recognition are the factors that make it the best system recognition in this field.

Key Words: Controller NARMA-L2, walking, dynamic of biped, optimization.

Cite this article as: Seyed Mohammad Ali Bandegan Abtahi, Nima Jamshidi, Peyman Moalem, Aram Ghazi Asgar, Morteza Abdar Esfahani. Optimization and control of gait rehabilitation robot. J Rehab Med. 2015; 4(1): 49-62.

بهینه‌سازی و کنترل ربات توانبخشی راه رفتن

سید محمدعلی بندگان ابطی^۱، نیما جمشیدی^{۲*}، پیمان معلم^۳، آرام قاضی‌عسگر^۴، مرتضی آبدار اصفهانی^۵

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان. اصفهان. ایران
۲. دکتری مهندسی پزشکی، استادیار گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان. اصفهان. ایران
۳. دکتری برق، دانشیار گروه مهندسی برق، دانشگاه اصفهان. اصفهان. ایران
۴. دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مکانیک، دانشکده مکانیک، دانشگاه صنعتی اصفهان. اصفهان. ایران
۵. دانشیار گروه قلب و عروق. دانشگاه علوم پزشکی اصفهان. اصفهان. ایران

چکیده

مقدمه و اهداف

در بسیاری از زمینه‌های مربوط به رباتیک در زمینه توانبخشی، تولید گشتاور مطلوب و دقیق با در نظر گرفتن دینامیک موتورهای تحقق پیدا می‌کند. در عمل دینامیک موتورهای ممکن است ناشناخته باشد و به همین دلیل بسیاری محققان از دینامیک موتورهای صرف نظر می‌کنند که می‌تواند اثر قابل توجهی در نتایج کلی داشته باشد. هدف از این تحقیق، بهینه‌سازی عملکرد ربات‌های توانبخشی راه رفتن می‌باشد.

مواد و روش‌ها

اطلاعات سینماتیکی بدست آمده از ۱۰ نفر شامل زوایای مفصل، سرعت زاویه‌ای و شتاب زاویه‌ای، می‌باشد که هشتاد داده در یک سیکل راه رفتن ثبت شده و به عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال می‌شود. سپس عملکرد یک کنترلر NARMA-L2 شبکه عصبی با آموزش توسط سه الگوریتم تکاملی ازدحام ذرات، الگوریتم ژنتیک و رقابت استعماری را برای موتورهای ربات توانبخشی راه رونده دویا نشان می‌دهد. موتور به دو صورت آنالین و آفلاین با دنبال کردن گشتاورهای راه رفتن انسان به عنوان مدل مرجع توسط شبکه عصبی باعث بهبود در کنترل ربات دویا می‌شود.

یافته‌ها

در این تحقیق، به معرفی دستگاهی برای بهبود راه رفتن پرداخته شده که برخلاف دستگاه‌های قبلی دینامیک موتورهای لحاظ گردیده و کاهش ابعاد قسمت سخت‌افزاری شبکه عصبی و استفاده از الگوریتم‌های آموزشی تکاملی به ترتیب باعث کاهش قیمت و افزایش دقت بر اساس کاهش حداقل مربعات خطا بعد از میانگین از ۲۰ بار آموزش شبکه عصبی، در ربات توانبخشی دویا شده است.

بحث و نتیجه‌گیری

این سامانه باعث بهبود عملکرد و رفع ناتوانی فرد دچار سکتی می‌شود و توانایی شخص را در راه رفتن بهبود می‌بخشد. کاهش فشار به تاندون‌ها و کمک به بهبود بیماری با استفاده از سامانه رباتیک از جمله اهدافی پیش بینی شده برای ساخت دستگاه بوده است. ساختار ساده شبکه عصبی، خطای بسیار پایین در دنبال کردن مسیر و سرعت بالای شناسایی سیستم، همه عواملی هستند که باعث شده شبکه عصبی بهترین ساختار برای شناسایی سیستم باشد.

واژگان کلیدی

دینامیک، ربات دویا، الگوریتم‌های تکاملی

پذیرش مقاله ۱۳۹۳/۷/۱۷ *

* دریافت مقاله ۱۳۹۳/۴/۲۹

نویسنده مسئول: دکتر نیما جمشیدی، اصفهان، خ دانشگاه اصفهان، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی پزشکی، اتاق ۲۱۸

تلفن: ۳۷۹۳۵۶۱۳

آدرس الکترونیکی: nima_jamshidi@yahoo.com

مقدمه و اهداف

به دلیل دینامیک غیرخطی ربات و درجات آزادی بالای آن، مدل پیچیده‌ای برای توصیف راه رفتن مورد نیاز می‌باشد. در بسیاری از مقالات و تحقیقات انجام شده مجموعه‌ای از الگوریتم‌های کنترلی در همه سطح‌های سلسله مراتب کنترلی به منظور کنترل ربات‌های توانبخش مورد استفاده قرار گرفته است [۱-۱۲]. یکی از دسته‌بندی‌های سیستم کنترلی ربات توانبخش، سیستم کنترلی بر پایه مدل می‌باشد. استراتژی کنترل برای ربات توانبخش می‌تواند به دو نوع تقسیم شود: مدل دینامیکی و مدل ماهیچه‌ای [۱]؛ در این تحقیق از مدل دینامیکی استفاده شده است که مدل دینامیکی از سه راه می‌تواند بدست آید: مدل ریاضی، شناسایی سیستم و روش هوش مصنوعی [۱]. مدل ریاضی در بدست آوردن مدل دینامیکی به دلیل نداشتن دقت و حساسیت بالا و انعطاف پذیر نبودن سیستم مورد استقبال محققان قرار نگرفت و استفاده از این روش در سیستم‌های کنترلی ربات‌های توانبخش اخیر به ندرت انجام گرفت [۳، ۴]. دومین راه برای بدست آوردن مدل دینامیکی، روش شناسایی سیستم می‌باشد. این روش در زمانی استفاده می‌شود که بدست آوردن یک مدل ریاضی خوب بسیار دشوار است استفاده از روش حداقل مربعات خطا در این سیستم کنترلی بسیار مرسوم می‌باشد [۵]. سومین روش برای رسیدن به مدل دینامیکی روش هوش مصنوعی می‌باشد که از این روش به دلیل غیر خطی بودن دینامیک راه رفتن در این تحقیق استفاده شده است. *Xiuxia* و همکارانش از شبکه عصبی *wavelet* برای شناسایی مدل دینامیکی ربات پوششی خود استفاده کردند [۷]. *Cavalaro* و همکارانش با استفاده از الگوریتم ژنتیک پارامترهای مدل ماهیچه‌ای در ربات پوششی هفت درجه آزادی را بهینه سازی کردند [۸]. و همچنین *kinguch* و همکارانش شبکه عصبی-فازی را برای تنظیم پارامترهای داخلی ربات پوششی بکار بردند [۹]. در ادامه به تعدادی از روش‌هایی که در زمینه ربات دوپای راه رونده برای کنترل این پیچیدگی مکانیزم وجود دارد اشاره می‌شود. این روش‌ها ترکیب طرح‌های کنترلی برای توسعه مکانیزم راه رفتن برای ربات دوپای می‌باشد که عبارت‌اند از: تقلید بر اساس روش‌های کنترل هوشمند مانند الگوریتم ژنتیک [۱۰]، منطق فازی [۱۱، ۱۲]، رویکرد شبکه‌های عصبی با الگوریتم آموزشی BP [۱۳]، یادگیری از طریق تقلید [۱۴]. همانطور که بیان شد این روش‌ها به آسانی نمی‌توانند رفتار خود را با تغییر در دینامیک فرآیند و کاراکترهای اختلالات تطبیق دهند؛ بنابراین دیدگاه‌های شبکه عصبی با الگوریتم‌های یادگیری بهینه‌ساز برای رسیدگی به این مسئله وجود دارد. در این مقاله پارامترهای کنترلی راه رفتن از حرکت راه رفتن انسان (مدل مرجع) با استفاده از دستگاه‌های گیرنده بدست آمده است [۱۴]. زمانی که ما پارامترهای کنترلی راه رفتن را از دو روش آنالین و آفلاین بدست می‌آوریم موتور با استفاده از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون خود را با این داده‌های کنترلی تطبیق خواهد داد. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) با دقت‌ترین الگوریتم بهینه‌ساز در بین سه الگوریتم دیگر برای آموزش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون به کار برده می‌شود تا خطا بین مرجع و دستگاه به سمت صفر میل کند. از طریق این طرح، یک ربات می‌تواند رفتارش را از طریق مدل مرجعش یاد بگیرد. در پایان نیز اشاره‌ای به کنترل کننده‌های شبکه عصبی خواهد شد و بلوک دیاگرام مربوط به کنترلر شبکه عصبی NARMA-L2 نشان داده خواهد شد

مواد و روش‌ها

در این بخش، دستگاه معادلات دیفرانسیل کلی توصیف‌کننده‌ی رفتار زمانی سیستم‌های مکانیکی با قیود هولونومیک را در شرایطی بدست می‌آوریم که نیروهای مقید، اصل کار مجازی را برآورده می‌سازند. این دستگاه معادلات حرکت اویلر-لاگرانژ نامیده می‌شوند. در یک شرایط مشخص، برای تعیین معادلات اویلر-لاگرانژ لازم است لاگرانژین سیستم، که اختلاف بین انرژی جنبشی و انرژی پتانسیل است، تشکیل گردد. معادله (۱)، لاگرانژین سیستم ربات دوپای را نشان می‌دهد.

$$A_q(q)\ddot{q} = b(q, \dot{q}, M, F) \quad (1)$$

جایی که q مختصات عمومی ربات، M گشتاور مفصل‌های ربات و F نیروهای عکس‌العمل در سطح پای ربات و زمین. تولید گشتاور مطلوب بدون در نظر گرفتن دینامیک موتور فرضیه اشتباهی می‌باشد و باعث اختلال در حرکت ربات می‌شود. به عنوان مثال اگر یک سری گشتاورهای مطلوب مانند M_d محاسبه شوند می‌توان گشتاورهای مفصل ربات (M) را برابر با گشتاورهای مطلوب در نظر گرفت و به عنوان ورودی ربات به کار گرفت.

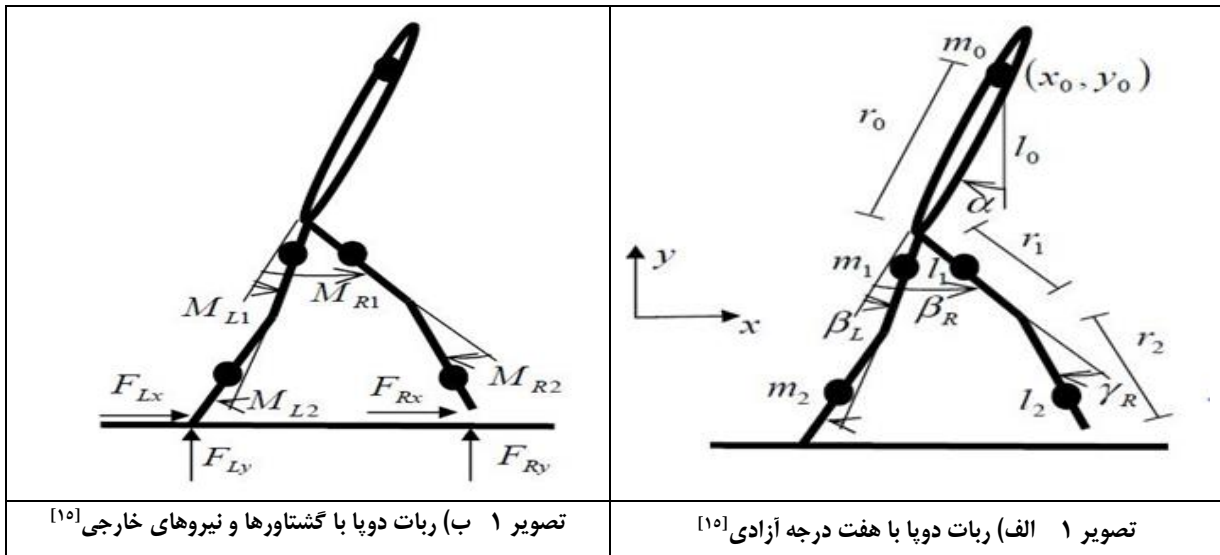
دینامیک ربات دوپای

مدل ربات دوپای در این مقاله دارای ۵ لینک می‌باشد که توسط مفصل به یکدیگر متصل شده‌اند (شکل ۱ الف). یک لینک قسمت بالای بدن را نشان می‌دهد و دو لینک برای هر قسمت پایینی، دوتا مفصل ران، دوتا مفصل زانو و دوتا هم میچ در انتهای قسمت پایینی. بر روی هر مفصل

موتوری وجود دارد و همه موتورها در صفحه سنجیتال چرخش دارند و تشکیل هفت درجه آزادی را می‌دهد که هفت مختصه در شکل (۱ الف) نشان داده شده‌اند.

$$q = [x_0, y_0, \alpha, \beta_L, \beta_R, \gamma_L, \gamma_R]^T \quad (2)$$

مختصات (x_0, y_0) موقعیت مرکز جرم نیمه تن بالایی را نشان می‌دهد و بقیه مختصات زاویه مفاصل را توصیف می‌کند. طول لینک‌ها (L_0, L_1, L_2) و جرم آن (m_0, m_1, m_2) می‌باشد و مرکز جرم لینک‌ها به فاصله (r_0, r_1, r_2) از مفصل‌های رابط می‌باشد.



تصویر ۱ ب) ربات دوپا با گشتاورها و نیروهای خارجی [۱۵]

تصویر ۱ الف) ربات دوپا با هفت درجه آزادی [۱۵]

مدل نشان داده شده با چهار گشتاور که دوتا از آن‌ها بین نیم‌تنه بالایی و دو ران می‌باشد (M_{L1}, M_{R1}) و دوتای دیگر در دو مفصل زانو (M_{L2}, M_{R2}) طبق معادله ۳ در شکل (۱ ب) نشان داده شده است.

$$M = [M_{L1}, M_{R1}, M_{L2}, M_{R2}] \quad (3)$$

نیروهای خارجی نیز به صورت معادله ۴ نمایش داده می‌شوند:

$$F = [F_{Lx}, F_{Ly}, F_{Rx}, F_{Ry}] \quad (4)$$

استفاده از مکانیزم لاگرانژین، معادلات دینامیکی برای ربات دوپا را نتیجه می‌دهد همان طور که در معادله ۲ نمایش داده شد. جایی که $A(q) \in R^{7 \times 7}$ ماتریس اینرسی می‌باشد و $b(q, \dot{q}, M, F)$ برداری در سمت راست معادله شامل هفت معادله دیفرانسیل جزئی [۱۵].

مدل‌سازی موتور جریان مستقیم

موتورهای جریان مستقیم انواع گوناگونی دارند و برای هر یک روش‌های متعددی برای کنترل وضعیت ارائه شده است. در این مقاله موتور جریان مستقیم تحریک جداگانه برای کنترل وضعیت انتخاب شده و این اقدام با کنترل اختلاف پتانسیل الکتریکی تغذیه صورت گرفته است [۱۶]. از دو نوع موتور جریان مستقیم که دوتا از آن‌ها بین نیم‌تنه بالایی و دو ران و دوتای دیگر در دو مفصل زانو برای تولید گشتاور مورد نیاز یک سیکل راه رفتن در قالب یک مدل مرجع استفاده شده است. برای بدست آوردن مدار معادل یک موتور جریان مستقیم باید معادلات دیفرانسیل حاکم بر موتور جریان مستقیم را حل کرد؛ معادلات حاکم بر این موتور عبارت‌اند از [۱۷، ۱۸].

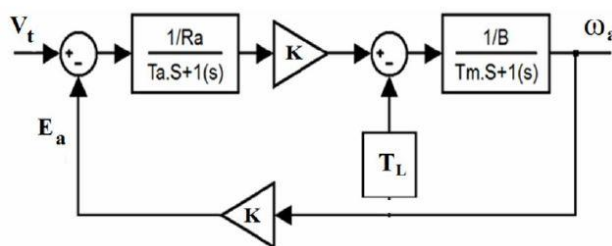
$$v_t = L_a \frac{di_a}{dt} + R_a i_a + E_a$$

$$E_a = K \omega_a$$

$$J \frac{d^2 \theta}{dt^2} + B \frac{d\theta}{dt} - T_L = K i_a$$

$$\omega_a = \frac{d\theta}{dt}$$

(۵)



تصویر ۲) مدل موتور جریان مستقیم تحریک جداگانه [۲۷]

که در آن‌ها V_t و i_a و L_a و R_a به ترتیب مقاومت، ضریب القاوری، جریان و اختلاف پتانسیل الکتریکی آرمیچر، E_a نیروی ضد محرکه موتور، ω_a سرعت زاویه‌ای، θ وضعیت، T_L گشتاور بار، J و B نیز لختی دورانی و ضریب اصطکاک معادل در محور موتور هستند. با توجه به روابط فوق مدل موتور جریان مستقیم مورد استفاده برای کنترل وضعیت، در شکل (۲) نمایش داده شده است که در آن T_m ثابت زمانی مکانیکی موتور و T_a ثابت زمانی جریان آرمیچر موتور ($T_m = \frac{J}{B}$) است [۹، ۱۹]. مشخصات و پارامترهای موتور جریان مستقیم شبیه‌سازی شده در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول ۱: مشخصات و پارامترهای موتور جریان مستقیم شبیه‌سازی شده

	موتور مفصل ۱ و ۲	موتور مفصل ۳ و ۴
V_t (v)	۱۱۰	۱۱۰
P_{out} (hp)	۲/۵	۲/۵
n_{sync} (rpm)	۱۸۰۰	۱۸۰۰
i_a (A)	۲۰	۲۰
L_a (Mh)	۴۶	۴۶
K (v.s/rad)	۰/۵۵	۰/۵۵
R_a (Ω)	۱	۵
J (kg.m ²)	۰/۰۹۳	۰/۰۹۳
B (N.m.s/rad)	۰/۰۰۸	۰/۰۰۸

دیدگاه شبکه عصبی پرسپترون

مفهوم پرسپترون در سال ۱۹۴۳ توسط موجلو و پیت به عنوان یک نرون مصنوعی ارائه شد. یک پرسپترون چند لایه نشان‌دهنده یک ارتباط غیرخطی بین بردار ورودی‌ها و بردار خروجی‌ها می‌باشد. این کار از طریق اتصال نرون‌های هر گره در لایه‌های قبلی و بعدی انجام می‌شود. خروجی نرون‌ها در ضرایب وزنی ضرب می‌شود و به تابع غیرخطی فعال‌سازی به عنوان ورودی داده می‌شود [۲۰]. در مرحله آموزش، به پرسپترون اطلاعات آموزش داده می‌شود. سپس وزنه‌های شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که خطای بین خروجی پیش‌بینی شده و هدف کمینه

گردد و یا اینکه تعداد دفعات آموزش به مقدار حداکثر از پیش تعیین شده برسد^[۲۱]. سپس به منظور سنجش صحت آموزش انجام شده، یک سری ورودی‌های تجربه نشده به شبکه اعمال می‌شود. این ورودی‌ها، باید متفاوت از ورودی‌های بکار گرفته شده برای آموزش شبکه باشند. عموماً آموزش شبکه‌های عصبی بسیار پیچیده و یک مسأله بهینه‌سازی با تعداد متغیر زیاد است.

الگوریتم‌های بهینه‌ساز تکاملی

الگوریتم‌های آموزشی بهینه‌سازی ازدحام ذرات، ژنتیک الگوریتم و الگوریتم رقابت استعماری (ICA) روش‌هایی در حوزه محاسبات تکاملی می‌باشند که به یافتن پاسخ بهینه مسائل مختلف بهینه‌سازی می‌پردازند^[۲۲]. این الگوریتم‌ها با مدل‌سازی ریاضی فرایندهای تکاملی، الگوریتمی برای حل مسائل ریاضی بهینه‌سازی ارائه می‌دهند^[۲۰]. از لحاظ کاربرد، این الگوریتم‌ها در دسته الگوریتم‌های بهینه‌ساز تکاملی قرار می‌گیرند^[۲۳]. همه الگوریتم‌های قرار گرفته در این دسته، مجموعه اولیه‌ای از جواب‌های احتمالی را تشکیل می‌دهند^[۲۴]. این جواب‌های اولیه در الگوریتم ژنتیک با عنوان «کروموزوم»، در الگوریتم ازدحام ذرات با عنوان «ذره»^[۲۵] و در الگوریتم رقابت استعماری نیز با عنوان «کشور» شناخته می‌شوند^[۲۶]. این الگوریتم با روند خاصی، جواب‌های اولیه را به تدریج بهبود داده و در نهایت جواب مناسب مسئله بهینه‌سازی را در اختیار می‌گذارد^[۲۸]. پارامترهای مورد استفاده در سه الگوریتم در جدول ۲ به نمایش گذاشته شده است.

جدول ۲: پارامترهای مورد استفاده در PSO,GA,ICA

پارامترهای PSO	پارامترهای GA	پارامترهای ICA
اندازه ازدحام: ۱۵۰	اندازه جمعیت: ۱۵۰	تعداد کشورهای اولیه: ۱۵۰
ماکزیمم تکرار: ۵۰۰	ماکزیمم تکرار: ۵۰۰	ماکزیمم تکرار: ۵۰۰
$c2=2$ $c1=2$	کراس اور: حسابی [۱]	تعداد امپریالیست‌های اولیه: ۳۰
$W_{start} = 0.8$ $W_{end} = 0.3$	جهش ژن: غیر یکنواخت [۳ ۸۰ ۱]	نرخ انقلاب: ۰/۳
	هندسه ساده $[0.08]^A$	ضریب زاویه همسانی: ۰/۵

آموزش شبکه عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌ساز

متغیرهای بهینه‌سازی در آموزش یک شبکه عصبی شامل وزن‌ها و بایاس‌های مربوط به شبکه می‌شود. اگر لایه n ام از یک شبکه فرضی متشکل از R ورودی و M نرون باشد، آنگاه ماتریس وزن‌ها (W^n) و بایاس‌ها (B^n) این لایه را می‌توان با رابطه ۶ نمایش داد:

$$W^n = \begin{bmatrix} (W_1^n)^T \\ (W_2^n)^T \\ \vdots \\ (W_M^n)^T \end{bmatrix}, B^n = \begin{bmatrix} b_1^n \\ b_2^n \\ \vdots \\ b_M^n \end{bmatrix} \quad (6)$$

که در آن، $w_m^n = [w_{m,1}^n \ w_{m,2}^n \ \dots \ w_{m,R}^n]^T$ ، بردار وزن است که نرون n ام از لایه M ام را به ورودی‌های همان لایه مربوط می‌کند. بردار پارامترهای این لایه را نیز می‌توان با رابطه ۷ نشان داد:

⁸ Selection: Normal geometric

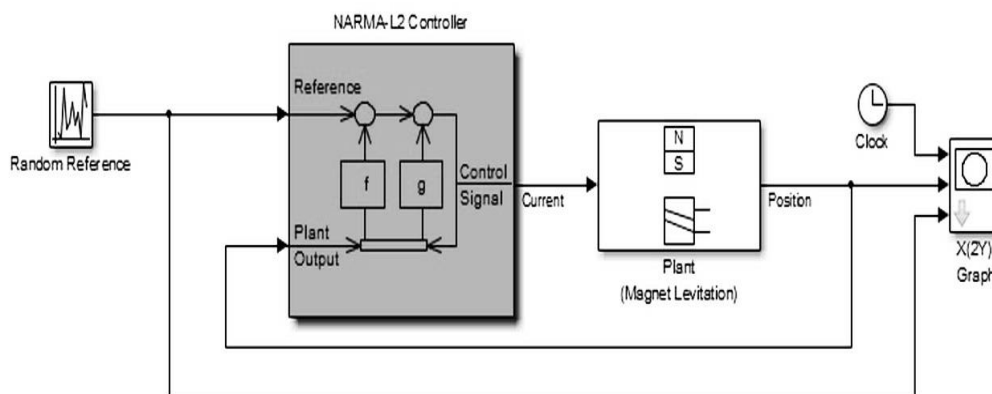
$$X^n = \begin{bmatrix} W_1^n \\ W_M^1 \\ b_1^n \\ \vdots \\ b_M^n \end{bmatrix} \quad (7)$$

به همین ترتیب، به ازای هر لایه، ماتریس‌های وزن و بایاس تعریف می‌شود. با زیر هم قرار دادن بردار پارامترهای همه لایه‌های شبکه، بردار متغیرهای بهینه‌سازی مورد نظر تشکیل می‌شود. نهایتاً برای یک شبکه L لایه بردار متغیرهای X را می‌توان از رابطه ۸ بدست آورد:

$$X = \begin{bmatrix} X^1 \\ X^2 \\ \vdots \\ X^L \end{bmatrix} \quad (8)$$

تعریف سیستم

اولین گام در کنترل، آموزش شبکه عصبی برای ارائه یک دینامیک پیشرو از یک دستگاه است. خطای پیشگویی بین خروجی دستگاه و خروجی شبکه عصبی برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد که این روند در شکل (۳) نشان داده شده است. شبکه عصبی از ورودی و خروجی مرحله قبل دستگاه برای پیشگویی مقادیر آینده خروجی دستگاه استفاده می‌کند. شبکه عصبی می‌تواند به صورت آفلاین و دسته‌ای آموزش داده شود. داده‌های آموزشی با توجه به کارکرد دستگاه گردآوری می‌شوند. هر یک از الگوریتم‌های یادگیری پس انتشار در فرآیند یادگیری قابل استفاده هستند^[۱۳]. در این مقاله از کنترلر NARMA-L2 برای کنترل موتور جریان مستقیم استفاده شده است. نحوه استفاده از کنترلر NARMA-L2 برای کنترل وضعیت موتور جریان مستقیم در ربات دوپا از طریق دو روش آفلاین و آنلاین مورد بررسی قرار گرفته است.



تصویر ۳) نحوه استفاده از کنترلر NARMA-L2 برای کنترل وضعیت موتور جریان مستقیم به صورت بازگشتی

پیاده سازی اطلاعات بر روی ربات پوششی راه رفتن

پیاده سازی اطلاعات به روش آنلاین

در این روش ربات پوششی با دریافت آنلاین اطلاعات از فرد سالم به صورت همزمان حرکت راه رفتن را برای فرد بیمار راحت تر می‌کند. یعنی فیزیوتراپ حرکت راه رفتن را انجام داده اطلاعات به ربات پوششی همزمان داده می‌شود، ربات مسیر را طبق مسیری که فرد سالم طی می‌کند، تقلید می‌کند و این روند به صورت بازگشتی آنقدر تکرار می‌شود تا ربات بهترین مسیر با کمترین خطا را در خود ذخیره کند (شکل ۴) و در

ادامه روز از همین اطلاعات استفاده می‌کند و فرد را در مسیر راه رفتن هدایت می‌کند. در روزهای بعد این روند تکرار می‌شود و هر بار این اطلاعات به روز می‌شود تا فرد توانایی راه رفتن خود را بدست آورد. این روش هزینه‌بر ولی دارای دقت بسیار می‌باشد.

پیاده سازی اطلاعات به روش آفلاین

در ابتدا اطلاعات سینماتیکی از طریق روش های بالینی و مارکر گذاری از فرد سالم بدست می آید سپس با استفاده از نرم افزار Opensim و با استفاده از روش دینامیک معکوس گشتاورها در دو مفصل بدست می آید. سپس اطلاعات به کنترلر داده می شود تا ربات با استفاده از این اطلاعات توانایی فرد را در راه رفتن افزایش دهد. مزیت این روش نسبت به روش قبل نداشتن تاخیر زمانی در ارسال اطلاعات می باشد و احتیاج به فرد فیزیوتراپ نمی باشد ولی دقت روش قبل را ندارد. در این تحقیق ما از روش آفلاین استفاده کرده ایم و نتایج را در ادامه آورده ایم. The

مشخصات سیستم مورد استفاده در پیاده سازی الگوریتم ها:

ویندوز ۷، ۶۴ بیتی، با پردازنده core i7 @ 2.10 GHz حافظه جانبی ۶ گیگا بایت در این تحقیق استفاده شده است. زمان محاسبات بر این مبنا محاسبه شده است.

یافته‌ها

در این تحقیق، به معرفی دستگاهی برای بهبود راه رفتن پرداخته شده که برخلاف دستگاه‌های قبلی دینامیک موتورها لحاظ گردیده و کاهش ابعاد قسمت سخت‌افزاری شبکه عصبی و استفاده از الگوریتم‌های آموزشی تکاملی به ترتیب باعث کاهش قیمت و افزایش دقت در ربات توانبخش دوپا شده است. گشتاورهای مفصل پای سالم انسان در حین راه رفتن به عنوان گشتاورهای مطلوب توسط دستگاه‌های گیرنده بدست آمده و به عنوان داده‌های مرجع در کنترلر بهینه ربات توانبخش استفاده شده است. اطلاعات سینماتیکی راه رفتن (زوایای پا) در یک سیکل راه رفتن توسط دوربین‌های سرعت بالا ثبت شده که در این تحقیق ۸۰ داده زاویه از هر مفصل در یک سیکل راه رفتن بدست آمده و متناسب با آن سرعت‌های زاویه‌ای و شتاب زاویه‌ای محاسبه شده و به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی اعمال شده، حال با توجه به دینامیک ربات و همچنین در نظر گرفتن دینامیک موتور، گشتاور به عنوان خروجی مطلوب شبکه عصبی بدست می‌آید. ۷۵ درصد از داده‌های اندازه‌گیری شده، توسط الگوریتم‌های تکاملی آموزش داده می‌شوند (مجموعه داده‌های آموزشی)، که نتایج در نمودارهای زیر نمایش داده شده است. سپس ۲۵ درصد باقیمانده از داده‌های اندازه‌گیری شده به منظور تست کردن مدل بکار برده شده است. که از این راه می‌توان تخمین زد که دقت مدل پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در عمل به چه اندازه می‌باشد و برازش بیش از حد را نیز به مقدار زیادی کاهش می‌دهد.

ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون دارای سه نرون ورودی، و هشت نرون در لایه میانی، و تعداد دفعات تکرار آن حداکثر ۵۰۰ تکرار می‌باشد، این شبکه از تابع فعال‌ساز سیگموئید برای لایه میانی و لایه خروجی بهره می‌گیرد. با افزایش مقدار تکرار، مقدار خطای آموزش و تست کاهش پیدا می‌کند ولی مقدار زمان آموزش با سرعت بیشتری افزایش پیدا می‌کند که موجب کند شدن پروسه می‌شود در نتیجه در عمل ترجیحاً از حداکثر مقدار تکرار کمتری استفاده می‌شود (حداکثر صد تکرار) که سرعت در عمل پایین نیاید. در نمودارهای (۱ و ۵) همانطور که ملاحظه می‌شود گشتاور با مدل شبکه عصبی پرسپترون و الگوریتم گرادینان LM آموزش داده شده است، دارای خطای بسیار ناچیز هم در داده‌های آموزشی، هم در داده‌های تست، می‌باشد اما در ساخت دستگاه به خاطر کاهش در قیمت ساخت و افزایش کارایی آن، مجبور به کاهش ابعاد شبکه عصبی گردیده و به دلیل جلوگیری از کمینه محلی از الگوریتم‌های تکاملی در آموزش شبکه عصبی استفاده شده. که نتایج آموزش شبکه عصبی در نمودارهای (۲، ۳، ۴، ۶ و ۸) به ترتیب برای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم ژنتیک الگوریتم (GA) و الگوریتم ICA که در شکل‌های بعدی این روند تکرار شده نشان داده شده است که با توجه به جداول ۳ و ۴ الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دارای سرعت و دقت بیشتری می‌باشد و در در بخش آموزش شبکه عصبی از این الگوریتم استفاده شده است.

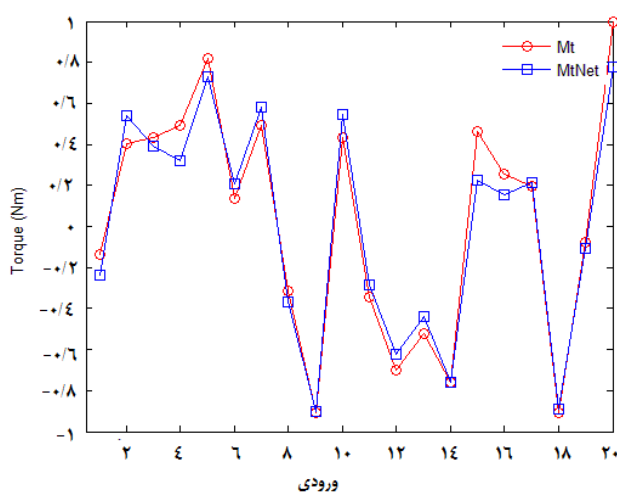
جدول ۳: مقایسه سه الگوریتم بهینه‌ساز برای آموزش شبکه عصبی در موتور مفصل L1 و R1

	MSE (مربعات خطا در داده‌های تست)	MSE (مربعات خطا در داده‌های آموزشی)	زمان آموزش (دقیقه)	تعداد تکرار
الگوریتم ازدحام ذرات	+ / ۱۸	- / ۰۲	۲۰ / ۷۵	۵۰۰
الگوریتم ژنتیک	+ / ۲۱	- / ۰۹	۱۹ / ۳۶	۵۰۰
الگوریتم رقابت استعماری	+ / ۱۹	- / ۰۴	۲۱ / ۸	۵۰۰

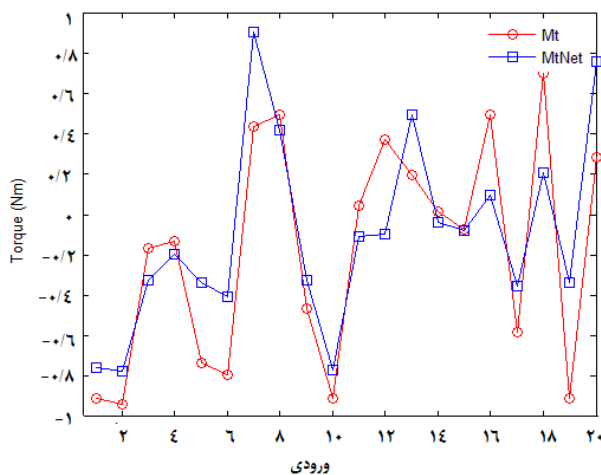
جدول ۲: مقایسه سه الگوریتم بهینه‌ساز برای آموزش شبکه عصبی در موتور مفصل L2 و R2

تعداد تکرار	زمان آموزش (دقیقه)	MSE (حداقل مربعات خطا در داده‌های آموزشی)	MSE (حداقل مربعات خطا در داده‌های تست)
الگوریتم ازدحام ذرات	۱۵	-/۰.۹	+ /۰.۷
الگوریتم ژنتیک	۱۹/۲۳	۰/۲	+ /۱.۸
الگوریتم رقابت استعماری	۲۰/۹۳	-/۱.۳	+ /۲.۱

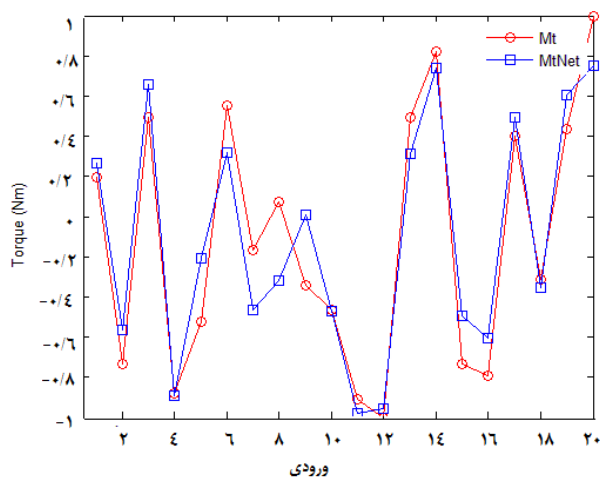
نمودار ۱) تطبیق گشتاور موتور مفصل ۱ و ۲ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



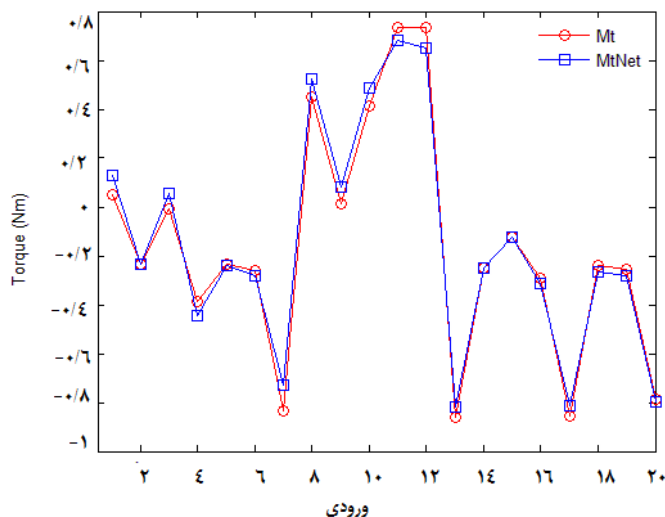
نمودار ۲: تطبیق گشتاور موتور مفصل ۱ و ۲ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم ژنتیک بهینه‌ساز ژنتیک الگوریتم در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



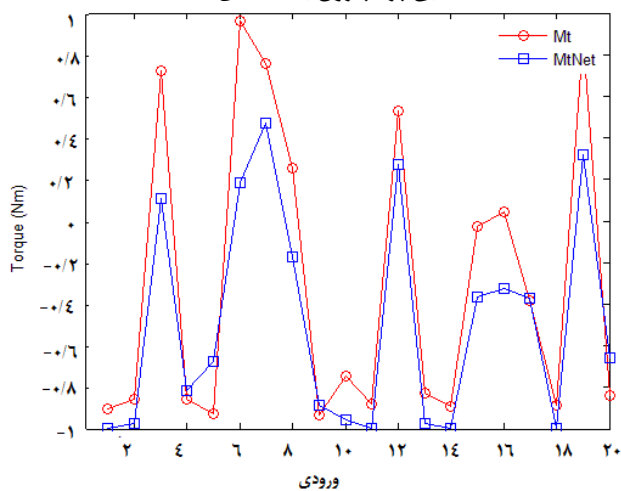
نمودار ۳) تطبیق گشتاور موتور مفصل ۱ و ۲ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم بهینه‌ساز ICA در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



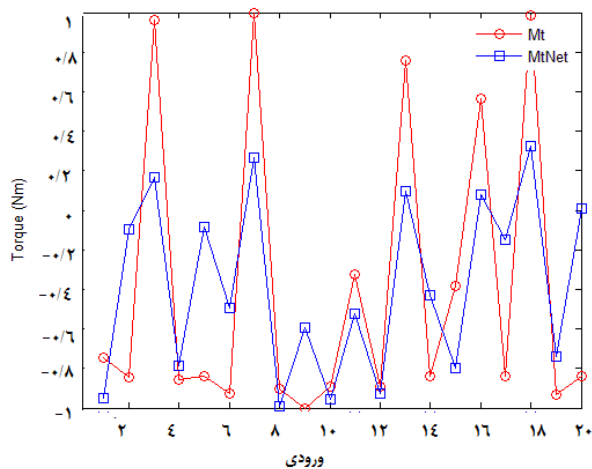
نمودار ۴) تطبیق گشتاور موتور مفصل ۱ و ۲ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم LM در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



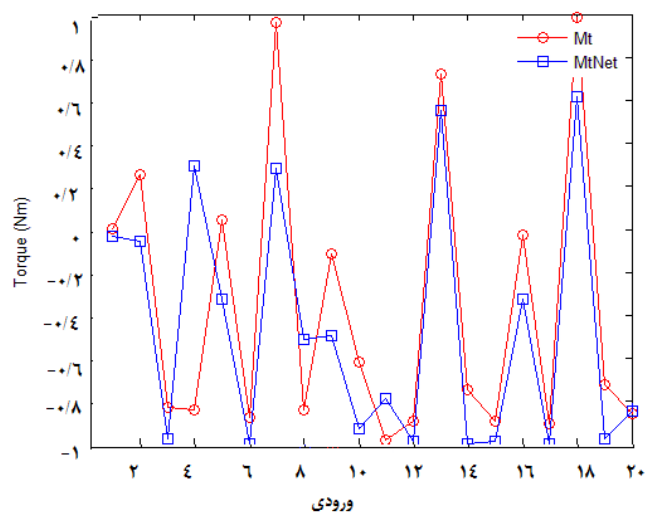
نمودار ۵: تطبیق گشتاور موتور مفصل ۳ و ۴ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



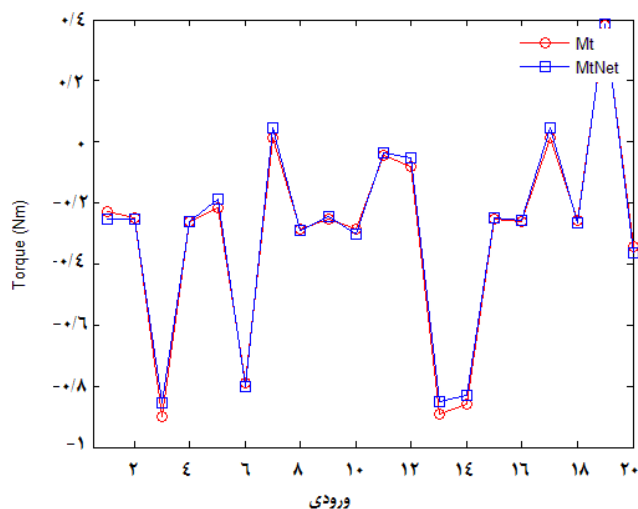
نمودار ۶: تطبیق گشتاور موتور مفصل ۳ و ۴ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم بهینه‌ساز ژنتیک الگوریتم در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



نمودار ۷: تطبیق گشتاور موتور مفصل ۳ و ۴ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم بهینه‌ساز ICA در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



نمودار ۸: تطبیق گشتاور موتور مفصل ۳ و ۴ بر روی گشتاور مرجع توسط الگوریتم LM در شبکه عصبی پرسپترون با داده‌های تست



بحث

همانطور که می‌دانیم یک دستگاه توانبخش کارآمد با طراحی مناسب تحرک را افزایش داده و باعث بهبود در کیفیت زندگی بیمار می‌شود. از نظر بیمار دو عامل مهم و اساسی در طراحی یک دستگاه توانبخش وجود دارد: (۱) راحتی استفاده از دستگاه توانبخش و برآوردن نیازهای بیمار (۲) عکس‌العمل سریع دستگاه توانبخش در انجام فعالیت‌هایی که برای بیمار اهمیت بسیار دارد بدون اینکه باعث ایجاد ناراحتی پوستی یا خستگی شدید در بیمار شود؛ به عنوان مثال دستگاه توانبخش قادر به ساپورت یا حفاظت مفصل یا اندام در خلال حرکات سریع باشد. در این‌جا از دید گروه محقق، موفقیت ربات توانبخش در این است که تا چه حد از عهده کاری که برای آن طراحی شده است برآید. آیا ربات توانبخش قادر به ساپورت اندام تحتانی در حین راه رفتن می‌باشد؟ آیا ربات توانبخش به طور همزمان در حین بهبود عملکرد در عمل راه رفتن، در مسائل ثانویه، مانند حساسیت پوستی و آسیب یا ایجاد ناراحتی در سایر مفاصل، بیمار را دچار مشکل نمی‌کند؟ آیا استفاده زیاد از این ربات باعث فرسایش سریع قطعات آن نمی‌شود؟ در طراحی این ربات سعی شده که علاوه بر رسیدگی به مسائل ذکر شده؛ این ربات از لحاظ هزینه مقرون به صرفه باشد تا بیمار در خرید و تعمیر این دستگاه دچار مشکل نشود.

بسیاری از ربات‌های توانبخش که در چند سال اخیر برای بیماران خاص طراحی شده‌اند دارای پیچیدگی زیاد بوده یا به جهت طراحی نامناسب، یا به خاطر تجاری بودن دستگاه و کم کردن کیفیت دستگاه به دلیل کم کردن هزینه دستگاه، باعث بروز مشکلاتی از قبیل؛ نیروهایی که به قسمت‌هایی از اندام وارد می‌کنند که بعد از مدتی بیمار در آن ناحیه دچار مشکل و ناراحتی می‌شود و این مسئله باعث می‌شود که بیمار از این دستگاه استفاده نکند. به علاوه ربات‌های توانبخش موجود به دلیل نداشتن شکل ظاهری مناسب در هنگام استفاده، باعث جلب توجه اطرافیان می‌گردید. که ظرافت در طراحی دستگاه موجود تا حد زیادی مشکلات ذکر شده را برطرف ساخته است.

در این تحقیق تصمیم‌گیری راجع به مناسب‌ترین نوع مداخله برای افراد مبتلا به اختلال دستگاه عصبی-عضلانی بر دو بعد کنترل حرکتی تمرکز دارد ابتدا کنترل پوسچر، یعنی توانایی فرد جهت انجام کار در حین حفظ مرکز ثقل در محدوده سطح اتکا، دوم سعی در بهبود عملکرد ربات‌های توانبخش برای بیماران سکت‌های در محیط اطراف می‌باشد که گشتاورهای مفصل پای سالم انسان در حین راه رفتن به عنوان گشتاورهای مطلوب توسط دینامیک مفصل‌ها و در نظر گرفتن دینامیک موتور بدست آمده و به عنوان داده‌های مرجع در کنترل بهینه ربات توانبخش استفاده شده است.

در کارکرد دستگاه، با توجه به حساسیت عملکرد دستگاه‌های توانبخش، طرح کنترلی دقیق‌تر مورد توجه بوده است و بر طبق نتایج بدست آمده به عنوان مثال، مقدار درصد خطای بدست آمده در آموزش و تست مدل، الگوریتم‌های تکاملی به عنوان الگوریتم‌های جایگزین در آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند که باز با توجه به نمودارها و سرعت آموزش شبکه عصبی، الگوریتم تکاملی ازدحام ذرات به کار گرفته شد که باعث عملکرد دقیق و سریع دستگاه در آزمایش‌های بالینی شد.

محدودیت‌های موجود در این دستگاه و همچنین دستگاه‌های توانبخش ارائه شده در مطالعات گوناگون، کمبود یا فقدان نتایج حاصل از آزمایشات تحت شرایط واقعی می‌باشد. در پیرو این بحث، عمومیت دادن دستگاه‌های توانبخش می‌باشد که برای اکثریت بیماری‌ها از یک نوع دستگاه توانبخش استفاده می‌شود که باعث کاهش دقت دستگاه، ناپایداری آن، و همچنین کاهش سرعت بهبود بیمار می‌شود.

در مطالعات آینده دیگر دیدگاه‌هایی که می‌تواند تا حدودی این مشکلات را برطرف کند، استفاده از سیگنال‌های EMG به عنوان ورودی شبکه و گشتاور یا نیرو به عنوان خروجی مطلوب سیستم می‌باشد. که از مزیت‌های آن این است که کاربر می‌تواند تنظیم دستگاه را در یک راه طبیعی‌تر با استفاده از عضلات خود انجام دهد. در این راستا، توسعه پارامتری و غیر پارامتری طرح‌های تطبیقی می‌تواند جایگزین جدیدی برای حل مشکلات ناشی از تغییر رفتار مکانیکی پا در هر لحظه از زمان در شرایط مختلف محیطی شود. دیگر دیدگاه‌هایی که می‌تواند بررسی شود استفاده از تکنیک‌های کنترلی مبتنی بر انرژی برای طراحی کنترل‌رلهایی باشد که از انرژی مصرفی از پای سالم تقلید کند. در ادامه می‌توان از الگوریتم‌های کنترلی ترکیبی بهره برد به عنوان مثال از واقعیت مجازی در کنار همین طرح کنترلی، برای اصلاح پارامترهای ورودی به شبکه عصبی با استفاده از فیدبک گرفته شده از کنترلر واقعیت مجازی می‌توان استفاده نمود.

نتیجه‌گیری

هدف از کنترل یک ربات دویا این است که تقلیدی از حرکت یک انسان باشد. به علت عدم قطعیت در ارتباط با دینامیک غیرخطی موتورها و پارامترهای ناشناخته، طرح کنترل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) برای رسیدن به این هدف استفاده شده است. در مدل پنج لایه ربات توانبخش در صفحه سجتال به این مسئله پی برده شد که کنترل این ربات به صورت آفلاین دارای سرعت بیشتر و برای یک درمانگر

این نوع کنترل بسیار راحت تر و مقرون به صرفه تر می باشد. در دیگر روش های کنترلی که در چند سال اخیر ارائه شده است مانند کنترل توسط الگوریتم های هوشمند از قبیل الگوریتم ژنتیک یا الگوریتم پرندگان، منطق فازی و حتی رویکرد شبکه های عصبی با الگوریتم آموزشی BP، این روش های کنترلی به آسانی نمی توانستند رفتار خود را با تغییر در دینامیک فرایند و کاراکترهای اختلالات تطبیق دهند ولی در روش ارائه شده مدلسازی داده ها با استفاده از شبکه عصبی باعث شد که حتی در صورت وجود نویز یا اختلالات و یا از دست دادن اطلاعات به علت وجود مشکل در بعضی از دستگاه های گیرنده، هیچ گونه مشکلی به وجود نیاید و کاربر اطلاعات را به طور کامل و دقیق مدلسازی کند. در ابتدا از الگوریتم گرادیان برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد الگوریتم گرادیان همانطور که در نمودارهای (۱ و ۵) ملاحظه گردید دارای دقت بسیار بالا می باشد و مقدار خطا به سمت صفر میل می کند و آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم LM نتایج بهتری می دهد. اما با کاهش ابعاد شبکه عصبی به خاطر کاهش هزینه های سخت افزاری، شبکه دچار کمینه های محلی شده و آموزش توسط الگوریتم های گرادیان نتیجه مطلوبی را نمی دهد و این بار استفاده از الگوریتم های تکاملی برای این نوع شبکه ها نتیجه مطلوب تری را می دهد که مقایسه بین سه الگوریتم تکاملی در جداول (۳ و ۴) و همچنین در نمودارهای (۲، ۳، ۴، ۶ و ۸) آورده شده است که الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO) دارای سرعت و دقت بیشتری می باشد که در ساخت این دستگاه از کنترلر NARMA-L2 با مدل سازی توسط شبکه عصبی و آموزش توسط الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO) استفاده شده است. در ساخت این دستگاه از کربن استفاده شده است که قابلیت بازگشت انرژی را در حین راه رفتن دارا می باشد طراحی فیزیکی این دستگاه به نحوی بوده است که فرد بیمار در مفاصل و اندام خود دچار ناراحتی پوستی یا آسیب نشود و سعی شده است که دستگاه اعطاف پذیری و انطباق کامل با بدن شخص را داشته باشد تا بیمار براحتی از این دستگاه استفاده کرده و باعث بهبود کیفیت زندگی او شود.

منابع

1. Lo H.S, Xie S.Q. Exoskeleton robots for upper-limb rehabilitation: State of the art and future prospects. *Medical Engineering & Physics* 2012; 34(2): 261-268
2. Zoss A.B, Kazerooni H, Chu A. Biomechanical design of the Berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX), *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 2006; 11(2): 128-138.
3. Banala S.K, Kim S.H, Agrawal S.K. Robot assisted gait training with active leg exoskeleton (ALEX). *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 2009; 17(1): 2-8.
4. Kazerooni H, Steger L, Huang L. Hybrid control of the berkeley lower extremity exoskeleton (bleex), *The International Journal of Robotics Research* 2006; 25(6): 561-573.
5. Ghan, J, Steger R, Kazerooni H. Control and system identification for the Berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX). *Advanced Robotics* 2006; 20(9): 989-1014.
6. Aguirre-Ollinger G, Colgate J.E, Peshkin M.A, Goswami A. Active-Impedance Control of a Lower-Limb Assistive Exoskeleton. *IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*; 2007. P. 188-195
7. Xiuxia, Y, Gui L, Zhiyong Y. Lower Extreme Carrying Exoskeleton Robot Adaptive Control Using Wavelet Neural Networks. *Fourth International Conference on Natural Computation (ICNC)*; 2008. P. 158-167
8. Cavallaro E.E, Rosen J, Perry J. Real-Time Myoprocessors for a Neural Controlled Powered Exoskeleton Arm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2006; 53(11): 2387-2396.
9. Kiguchi K, Tanaka T, Fukuda T. Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 2004; vol. 12(4): 481-490.
10. George M. speed control of separately excited dc motor. *Am J Appl Sci* 2008; 5(3): 227-233.
11. Li F, Lau C. development of fuzzy algorithms for servo systems. In: Philadelphia, pennsylvania. *IEEE Int Conf Robot Autom*; 1989. P. 65-71
12. Wolff K, Nordin P. Evolutionary learning from first principles of biped walking on a simulated humanoid robot. In: Chalmers University of Technology, Sweden. *Proceedings of the business and Industry Symposium of the Simulation Technologies Conference*; 2003. P. 31-36.
13. Changjiu Z, Qingchun M. Dynamic balance of a biped robot using fuzzy reinforcement learning agents. *Fuzzy sets and systems archive* 2003; 134(1): 169-187.
14. Manoonpong P, Geng T, Kulvicius T, Porr B, Florentin W. Adaptive, Fast Walking in a Biped robot under neuronal control and learning. *PLoS Computational Biology* 2007; 3(9): 62-71.
15. Haavisto O, Hyotyniemi H. Simulation tool of biped walking robot model. [M.S.Thesis]. Finland: Helsinki University of Technology; 2004.
16. Katsuhiko Ogata. *Modern Control Engineering*. 4th ed. Prentice hall: academic press; 2010. p. 159-269.

17. Dzung Q, Phuong L. ANN Control System DC Motor. International Symposium on Electrical- Electronics Engineering ISEE 2005; 7(2): 25-34.
18. Khezri Sh, Anaraki H, Siddiqui A. Intelligent control of dc motor status. In: Conference on Electrical Engineering; University of Kerman. 2004. P. 16-25. [In Persian]
19. Horng H. Neural Adaptive Tracking Control of a DC Motor. Int J Comput Inform Sci Eng 1999;118(4):1-13. 65-71.
20. Roerdink M, Lamoth CJC, Kwakkel G, van Wieringen PCW, Beek PJ. Gait coordination after stroke. benefits of acoustically paced treadmill walking. Phys Ther 2007;87(3):1009-22.
21. Menhaj M. Computational Intelligence. Foundations of Neural Networks. 5th ed. Tehran: Amirkabir University Press; 1387. P. 153-200. [In Persian]
22. Nouri K, Dhaouadi R, Braiek N .Adaptive Control of a Nonlinier DC Motor Drive Using Recurrent Neural Networks. Applied Soft Computing 2008; 78(1): 371-382.
23. Atashpaz G. social optimization algorithm development and evaluation of its performance. [MS Thesis]. Iran: faculty of Electrical and Computer Engineering Tehran University; 1387 [In Persian]
24. longo G, brescia M. multilayer perceptron. 2007. Available from: <http://voneural.na.infn.it/mlp.html>
25. Arumugam M, Rao C. On the improved performances of the particle swarm optimization algorithms with adaptive parameters, cross-over operators and root mean square (RMS) variants for computing optimal control of a class of hybrid systems. Applied Soft Computing Journal 2008; 8(1): 324-336.
26. Atashpaz-Gargari, C Lucas. Imperialist Competitive Algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. IEEE Congress on Evolutionary Computation 2007; 10(4): 4661-4667.
27. Melkote H, Khorrani F. Nonlinear adaptive control of direct-drive brushless DC motors and applications to robotic manipulators Mechatronics. IEEE/ASME Transactions 1999; 2(1): 71-81.
28. Pizzuit C. A Multi-objective Genetic Algorithm for Community Detection in Networks. In: U.S. state of New Jersey, Newark. 21st International Conference on Tools with Artificial Intelligence; 2009. P. 379-386.