مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
جلد ۱۵، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۰، صفحه ۹-۱

طراحی سیستم کاهش لرزش دست در بیماران مبتلا به پارکینسون با استفاده از کنترل پیش بین

رویا آراسته [۱]، جواد صفائی [۲*]، مهدی عباسی [۳]، عارف افشارفرد [۴]

[۱] فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد
[۲] استادیار بیوالکترونیک، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد ، safaie@um.ac.ir
[۳] فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد مکانیک، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد
[۴] دانشیار مکانیک ، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

دریافت: ۱۳۹۸/۰۸/۰۴ ویرایش: ۱۳۹۹/۰۴/۰۱ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۴/۲۰

چکیده: بیماری پارکینسون بعد از آلزایمر شایع‌ترین بیماری اعصاب محسوب می‌شود که با کاهش توانایی مغز در تولید ماده‌ای به نام دوپامین ایجاد می‌گردد. روش‌های مختلفی برای کاهش اثرات ناشی از این بیماری تاکنون ارائه شده است، اما متاسفانه این روش‌ها دارای عوارض جانبی فراوانی می‌باشند. به همین علت تلاش‌های فراوانی برای یافتن روش‌های جایگزین و غیر تهاجمی صورت پذیرفته است که عموما به دلیل هزینه بالا، وزن زیاد سیستم و ...، کارآمد نبودند.

در این مقاله از روش فعال جهت کاهش لرزش منتقل شده به دستگاه استفاده می‌گردد. در طرح پیشنهادی، ابتدا لرزش دست با استفاده از فیلتر ANFIS شناسایی شده و سپس با استفاده از دو موتور الکتریکی و مکانیزم طرح شده، حرکتی در خلاف جهت لرزش دست با استفاده از کنترلر پیش بین اعمال می‌گردد. نتایج شبیه سازی حاکی از عملکرد بسیار خوب سیستم در پیروی از حرکات ارادی و حذف لرزش غیر ارادی حاصل از بیماری پارکینسون میباشد.

کلمات کلیدی: پارکینسون، ربات کاهش لرزش دست، کنترل پیش‌بین، شبکه عصبی فازی.

Design of Hand Tremor Reduction System Based on Predictive Control in Patients with Parkinson Disease

Roya Arasteh, Javad Safaie*, Mahdi Abbasi, Aref Afsharfard

Abstract: Parkinson's disease is the most common neurological disorder after Alzheimer's, which is caused by a decrease in the brain's ability to produce dopamine. There are several ways to reduce the effects of this disease so far, but unfortunately these have many side effects. For this reason, many attempts have been made to find non-invasive alternative methods, which are generally ineffective due to the cost, system weight, and so on.

In this paper, the active method was used to reduce the transmitted vibration to the device. In the proposed scheme, the hand vibration was first identified using an ANFIS filter and then a reverse motion was applied by two electric motors and the designed mechanism, using a predictive controller. The simulation results showed the system performance in following voluntary movements and eliminating spontaneous vibration, which stems from Parkinson's disease.

Keywords: Parkinson, Hand tremor reduction robot, Predictive control, Fuzzy neural network.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]

۱- مقدمه

لرزش، حرکتی نوسانی، شبه سینوسی و غیر ارادی عضوی از بدن است که می‌تواند منشأ عصبی یا فیزیکی داشته باشد. لرزش در قسمتهای مختلف بدن بیماران مشاهده می‌شود، پارکینسون (PD) و ایسنشیال ترمور (ET) از جمله رایجترین بیماری‌هایی هستند که باعث لرزش عضوی از بدن به خصوص دست‌ها با فرکانس ۳ تا ۶ هرتز می‌شوند. اگر چه لرزش عضوی از بدن مانند دستها، بیماری خطرناک وکشنده‌ای به شمار نمی‌آید ولی اغلب بر روی فعالیت‌های روزانه بیماران نظیر خوردن، نوشیدن، تایپ کردن، نوشتن و موارد بسیاری از این قبیل تأثیر منفی فراوانی دارد و در نتیجه باعث افت شدید سطح کیفی زندگی شخصی و کاری بیماران می‌گردد. مطالعات نشان می‌دهد که حدود ۷ میلیون نفر درجهان به بیماری پارکینسون مبتلا هستند [۱]. متاسفانه علت اصلی ابتلا به این دسته از بیماری‌ها تاکنون کشف نشده و درمان قطعی نیز برای آنها ارائه نگردیده است.

روش دارویی رایج‌ترین راه‌حلی است که در حال حاضر برای کنترل و کاهش شدت بیماری وجود دارد. البته در موارد پیشرفته، جراحی نیز پیشنهاد می‌گردد. بر اساس مطالعات انجام شده، استفاده از درمان دارویی سبب ایجاد عوارض جانبی گوناگونی از جمله تاری دید، خستگی، توهم، عدم تعادل، تهوع و خواب آلودگی می‌شود [۲]. با توجه به این مشکلات، یافتن روش درمان یا بهبود موثر و غیر تهاجمی برای بیماران پارکینسون از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد و تحقیقات زیادی را تا کنون به خود اختصاص داده است که متاسفانه اکثر آنها نیاز به تجهیزات بزرگ و گران-قیمتی دارند که باعث ایجاد محدودیت در استفاده از آنها می‌گردد ازقبیل: مسیریابی با استفاده از دوربین Creative Senz2D camera [۳]، توسعه دستکش دارای تکنولوژی پیزومقاومتی و استفاده از ژیروسکوپ قابل نصب بر روی مچ دست [۴]، به حداقل رساندن اثرات لرزش دست در نوشتن [۵]، جذب منفعل لرزش برای کنترل لرزش استراحت در دست بیمار مبتلا به پارکینسون [۶]، تخمین فرکانس لرزش دست بیماران به صورت آنلاین [۷]، ارزیابی حرکت دست بیماران مبتلا به پارکینسون [۸]، استفاده از روش کنترل فعال برای کاهش لرزش دست بیماران مبتلا به پارکینسون (با استفاده از الگوریتم ژنتیک و فیدبک از حرکت دست) [۹]، کاهش لرزش دست بیماران از طریق ترکیب کنترل کننده PID و منطق فازی (روی مدل بایودینامیکی با ۴ درجه آزادی) [۱۰].

با توجه به اینکه هدف سیستم ارائه شده در این پژوهش، حذف حرکات غیرارادی دست بیماران مبتلا به پارکینسون است، سیستم بایستی توانایی تفکیک بین دو حرکت ارادی و غیرارادی دست این بیماران را داشته باشد. فیلترهای مختلفی تاکنون به کاربرده شده است. ناوت تلاش کرد تا لرزش دست را در استفاده از موس توسط فیلتر از بین ببرد[۱۱]. گانزالز از طریق ردیابی مسیر الگوریتم، فیلتر دیجیتال را گسترش داد [۱۲]. ریویر از یک الگوریتم فیلتر ویژه برای کاهش لرزش فیزیولوژیکی دست بیماران مبتلا به پارکینسون استفاده کرد [۶]. البته شایان ذکر است که این الگوریتم فیلترینگ عملکرد مطلوب را به دست نمی‌دهد.

هدف اصلی پژوهش حاضر، ارائه طرحی غیرتهاجمی، قابل حمل جهت کاهش مؤثر لرزش دست، به منظور ارتقا سطح کیفی زندگی روزمره بیماران مبتلا به بیماری پارکینسون می‌باشد. در این طرح ابتدا لرزش دست توسط الگوریتم Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Network (RSEFNN) شناسایی می‌شود. ایده اصلی این است که نویز وارد شده (لرزش دست بیمار) بر حسب یک مسیر پیش بینی شده برطرف گردد و سپس با استفاده از دو موتور الکتریکی و مکانیزم مطرح شده، حرکتی در خلاف جهت لرزش دست با استفاده از کنترلر اعمال گردد، همچنین از جاذب‌های دینامیکی ارتعاشات به منظور کاهش غیرفعال ارتعاشات منتقل‌شده به پایه دستگاه استفاده شده‌است که مشخصه جاذب‌ها براساس فرکانس غالب لرزش دست بیماران پارکینسونی تعیین می‌شود [۱۳]. ایده کنترل پیش بین براساس شبکه عصبی توسط بسیاری از محققین در موارد گوناگون مورد بهره‌برداری قرارگرفته است [۱۴] ,[۱۵].

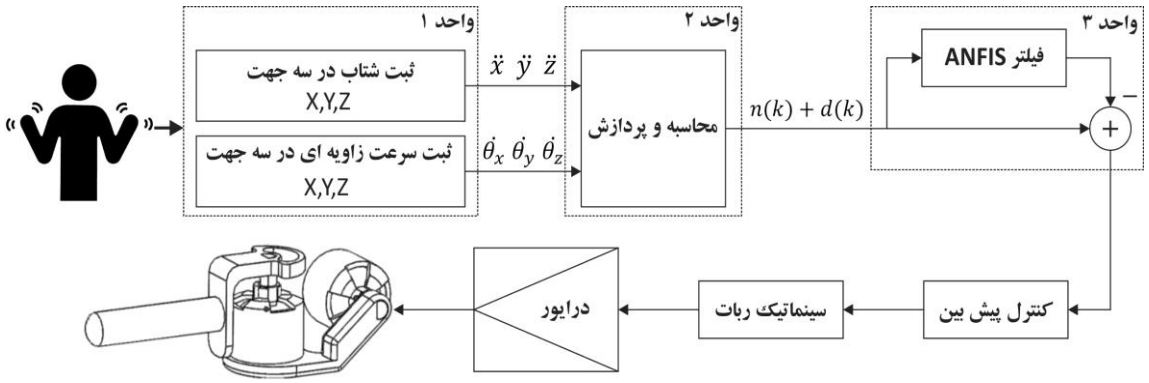
۲- مواد و روش‌ها

شکل ۱ طرح کلی سیستم پیشنهادی را نشان می‌دهد. به منظور ثبت لرزش دست از شتاب‌سنج و ژیروسکوب سه محوره استفاده گردید (واحد۱). پس از تفکیک اطلاعات مربوط به هر کانال (در سه راستای x, y, z) و تنظیم مقیاس این مقادیر (واحد۲)، سیگنال حاصله (n(k نمایش دهنده نویز یا لرزش غیر ارادی حاصل از بیماری و d(k) نمود سیگنال حرکت ارادی فرد) وارد بخش فیلتر (واحد۳) می‌گردد. در این بخش خروجی فیلتر سیگنال حرکت ارادی (فرکانس‌های کمتر از ۳ هرتز [۱۰] , [۱۳] ,[۱۴]) می‌باشد که با کسر آن از سیگنال اصلی، سیگنال نویز (لرزش) تولید می‌گردد. این سیگنال در بخش بعدی به کنترل کننده و محرک‌ها برای اعمال نهایی به مفاصل متحرک وارد می‌شود.

ثبت حرکت

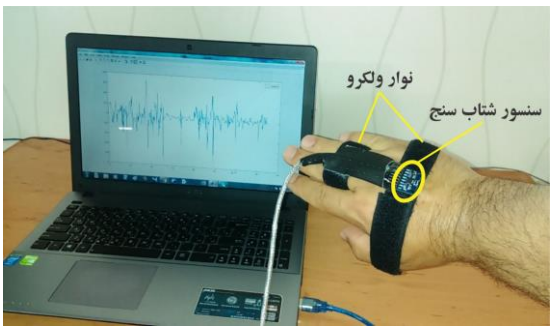
در این پژوهش برای ثبت حرکت دست بیماران، از سیستم قابل حملی استفاده شد که شامل سنسور MPU6050 (InvenSense Inc, acceleration range: ±16g, resolution: 0.5mili g) برای اندازه‌گیری شتاب و سرعت زاویه‌ای و یک برد کنترلر بر پایه آردوینو می‌باشد. برد سنسور در ابعاد بسیار کوچک و وزن کم (size: 21x16x2.5mm, weight: 2gr) طراحی شده است به صورتی که هیچ‌گونه مزاحمتی برای بیمار ایجاد نکرده و تاثیری در دامنه و فرکانس حرکت دست بیمار نخواهد داشت.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]



شکل ۲: طرح کلی سیستم پیشنهادی

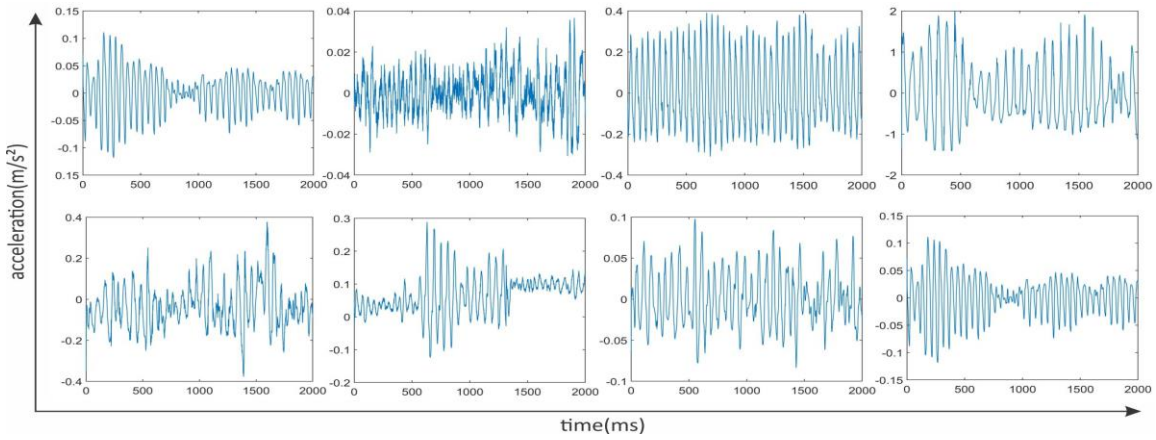
برای ثبت، مطابق شکل ۲، سنسور مورد نظر روی دست بیمار نصب می‌شود و اطلاعات خروجی از طریق کابل انعطاف پذیر سیلیکونی به واحد میکروکنترلر منتقل می‌گردد. این سیستم قادر است مشخصات شتاب و سرعت زاویه ای دست بیمار در ۳ جهت را با سرعت دوهزار نمونه بر ثانیه ثبت نماید. در این آزمایش با توجه به بیشینه فرکانس و دامنه حرکت دست بیمار سرعت نمونه برداری ۲۰۰ نمونه بر ثانیه برای ثبت اطلاعات در نظر گرفته شد. هشت بیمار مبتلا به پارکینسون با اخذ رضایت‌نامه کتبی در این تحقیق شرکت نمودند.



شکل ۳: اندازه گیری و ثبت حرکت دست بیماران

جدول۱: اطلاعات ثبت داده از بیماران

بیمار	نوع بیماری	سن	جنسیت	مدت بیماری (سال)	سابقه بیماری	فرکانس لرزش (Hz)
۱	PD	۵۵	زن	۱۰	لرزش	۴/۵
۲	PD	۶۲	مرد	۳	لرزش، کندی در حرکت	۵
۳	PD	۸۴	زن	۱۵	لرزش، کندی در حرکت	۴/۲۵
۴	PD	۷۲	مرد	۱۰	لرزش، کندی در حرکت	۵/۳۰
۵	PD	۸۱	مرد	۸	لرزش،کندی در حرکت، عدم تعادل	۳/۲۵
۶	PD	۷۰	زن	۱۱	عدم تعادل،کندی در حرکت	۴
۷	PD	۵۰	زن	۱	لرزش	۳/۳۵
۸	PD	۸۰	مرد	۸	لرزش، کندی در حرکت	۳/۵

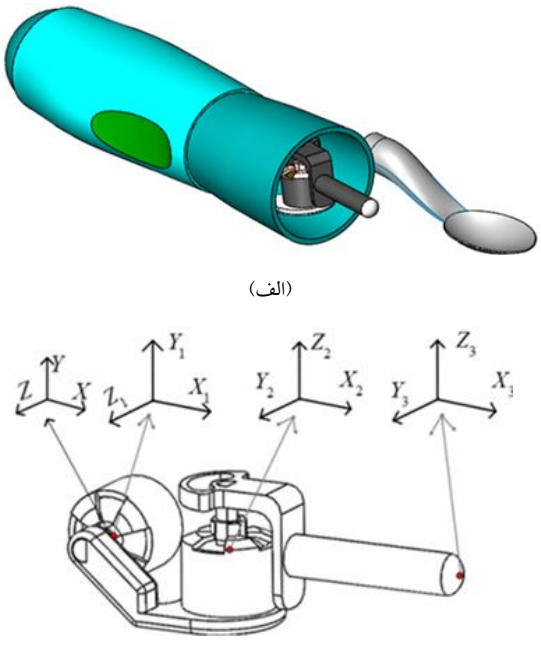


[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]

به دلیل کهولت سن بعضی بیماران و همچنین محدودیت آن ها برای حرکت، ثبت لرزش دست در حال استراحت (task-free) مد نظر قرار گرفت. اهم ویژگی‌های بیماران در جدول۱ قابل ملاحظه است. در این جدول، ستون فرکانس لرزش با استفاده از تحلیل فرکانسی اطلاعات ثبت شده از سنسور به دست آمده است و همانطور که ملاحظه می گردد در تمام موارد بالاتر از ۳ هرتز است که این در هماهنگی کامل با مراجع [۱۰] , [۱۳], [۱۴] می‌باشد.

طراحی مکانیک سیستم

مکانیزم طراحی شده، یک مداد یا قاشق است که حرکت ارادی از غیرارادی دست را تشخیص و لرزش را کاهش می‌دهد. بدین صورت که در حالت ایده‌آل، لرزش دست بر روی نوک وسیله (مداد یا قاشق) تاثیری نخواهد داشت. مدل Computer Aided Design (CAD) سیستم طراحی شده توسط نرم‌افزار SolidWorks در شکل ۴ الف نمایش داده شده است [۱۳]. قاشق یا قلم دارای دسته سبک و دو موتور پله‌ای است که به پایه و لینک اول سیستم متصل می‌باشد. لینک آخر نیز به موتور دوم متصل است (شکل ۴ ب). هریک از موتورهای پله ای قادر به حرکت در یک راستا می‌باشند، بنابراین سیستم ربات نهایی دارای دو درجه آزادی است و این قابلیت را خواهد داشت که لرزش را در دو جهت مختصات کاهش دهد. دامنه حرکت لرزشی دست بیماران درحدود یک تا چهار سانتیمتر می‌باشد و مکانیزم طراحی شده می‌تواند این رنج حرکتی را تامین نماید [۱۳].



(الف)

(ب)

شکل ۴: الف) مدل طراحی شده برای شکل نهایی سیستم پیشنهادی ب) ساختار اتصالات مکانیکی موتور بازوها

سینماتیک و دینامیک سیستم

سیستم موردنظر دارای دو درجه آزادی است، بنابراین برای تعیین مکانیزم این سیستم، چهار دستگاه مختصات استفاده شده است. برای ارزیابی سینماتیک سیستم، جدول دنوت هارتنبرگ استفاده شده است که ماتریس تبدیل ${}^{0}_{3}T$ به صورت زیر (جدول۲) می‌باشد. θ_i زاویه بین X_{i-1} و X_i حول محور Z و L_1 و L_2 طول لینک‌ها می‌باشد. در این جدول a_i فاصله Z_i تا Z_{i+1} که در راستای X اندازه‌گیری شده، α_i زاویه بین Z_i و Z_{i+1} حول محور X و d_i فاصله X_{i-1} تا X_i حول محور Z می‌باشد [۱۳].

جدول۲: ماتریس دنوت هارتنبرگ

I	α_{i-1}	a_{i-1}	d_i	θ_i
1	0	0	0	θ_1
2	-90	L_1	0	θ_2
3	0	L_2	0	0

فیلتر

با توجه به تفاوت طیف فرکانسی حرکات ارادی و غیرارادی، استفاده از فیلترهای فرکانسی در توسعه این سیستم اجتناب ناپذیر می‌باشد. فیلتر مورد استفاده در تحقیق حاضر از ساختار Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) بهره میبرد (مطابق شکل ۵). این فیلتر در مقایسه با سایر روشها عملکرد بهتری را از نظر مقدار تاخیر، Total Harmonic Distortion (THD)، دقت و قابلیت اطمینان ارائه می-دهد [۱۶]. در این پژوهش، سیگنال ورودی $d(k) + n(k)$ می‌باشد. در این مرحله سعی شده است که سیگنال اصلی از نویز تمیز داده شود. سیگنال‌های منبع نویز از یک تابع دینامیک غیرخطی $f()$ به صورت زیر عبور می کنند که تغییر شکل و تاخیر به آن اعمال می‌شود.

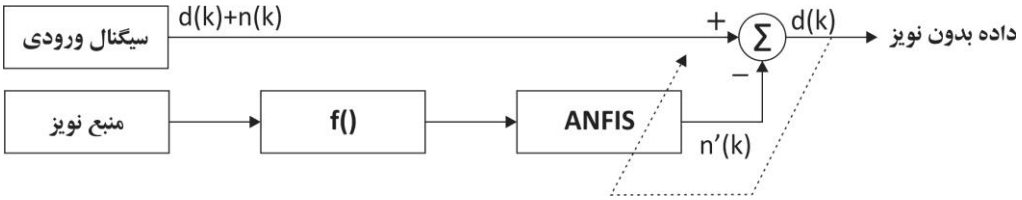
$$F(k) = f(n(k), n(k-1), n(k-2), \dots) \quad .۱$$

با شناسایی تابع $f\big(n(k)\big)$ می‌توان سیگنال $F(k)$ را از سیگنال اطلاعات کم کرده و به سیگنال اصلی دست یافت. خروجی مدل ANFIS، $d(k)'$ خواهد بود. که ANFIS با توجه به خطای بین $d(k)'$ و سیگنال اصلی ورودی و روش حداقل مربعات پارامترهای خود را در هر مرحله تنظیم می کند.

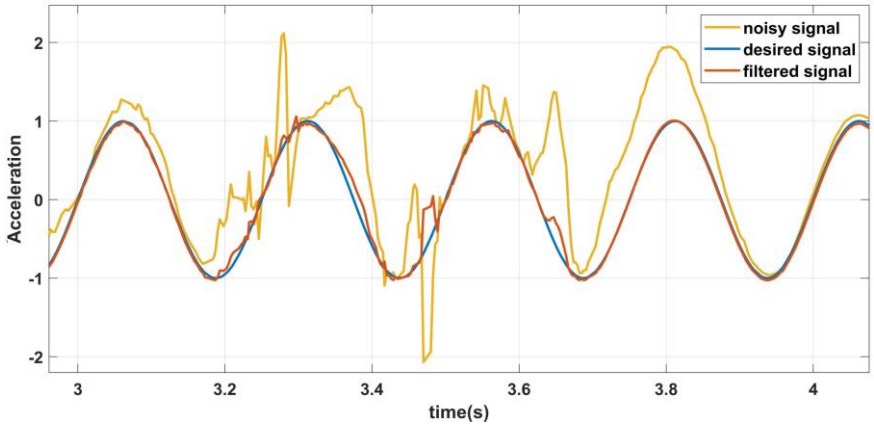
کنترلر سیستم توانبخشی بر پایه کنترل پیش‌بین

لرزش دست که به قلم (یا قاشق) دستگاه منتقل می گردد باید توسط مکانیزم طراحی شده حذف شود درحالی که حرکت ارادی نبایستی تحت تاثیر مکانیزم قرار گیرد. در طرح پیشنهادی از کنترل پیش بین برای تنظیم حرکت نوک قلم (یا قاشق) استفاده شده است. الگوریتم پیشنهادی شکل ۷ شبکه‌ای عصبی با سه ویژگی Recurrent، Self-Evolving و Fuzzy می‌باشد. این شبکه برای شناسایی سیستم‌های دینامیکی و بازگشتی مناسب

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]



شکل ۵: فیلتر ANFIS مورد استفاده در طرح حاضر



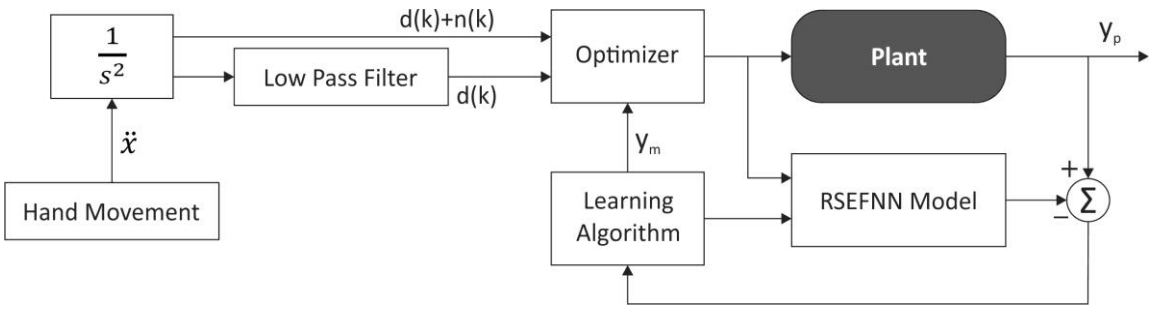
شکل ۶: مقایسه سیگنال حاصل از فیلترANFIS و سیگنال دارای نویز

است.در مقاله [۱۷] از این شبکه برای شناسایی دینامیک مغز حین رانندگی، استفاده شده است. کنترل پیش‌بین RSEFNN در این مقاله به منظور تخمین حرکت دست در بیماران مبتلا به پارکینسون استفاده شده است.

ساختار شبکه عصبی RSEFNN پیشنهادی

در این پژوهش از ترکیب (recurrent neural network) RNN و FNN (fuzzy neural network) استفاده شده است. با این ترکیب ضمن استفاده از اطلاعات حرکات گذشته دست بیمار و مشاهده وضعیت فعلی، پیش‌بینی حرکات غیر ارادی دست بیمار و در نتیجه خنثی سازی آنها در زمان مناسب امکان پذیر خواهد بود. با ترکیب خروجی مرحله قبل و ورودی مرحله جدید می‌توان تاخیر زمانی مجموعه را بسیار کاهش داد. به عبارت دیگر حلقه های درونی شبکه اطلاعات را در حین خواندن ورودی از نورون ها عبور می‌دهند.

RSEFNN در مقایسه با RNN به دلیل داشتن ساختار recurrent از پیچیدگی کمتر محاسبات بهره می‌برد. RSEFNN از دو فاز یادگیری structure learning phase (SLP) و parameter learning phase (PLP) به صورت همزمان استفاده می‌کند. در اینجا منظور از یادگیری یا آموزش همزمان به این معنی می‌باشد که با ورود هر بخش داده، دو فاز SLP و PLP به صورت همزمان و آنلاین فعالیت خود را انجام می‌دهند. در ابتدا هیچ قانونی در این فرآیند وجود ندارد و قوانین پس از دریافت هر بخش داده به صورت همزمان در دو بخش یادگیری ساختاری و یادگیری پارامتری تکامل می‌یابند. هدف از یادگیری ساختاری، تخمین زمان ایجاد قانون فازی جدید می‌باشد. برای اطمینان از اینکه حداقل یک قانون برای هر ورودی فعال باشد، قوانین فازی توسط داده¬های آموزشی تولید می‌گردد.

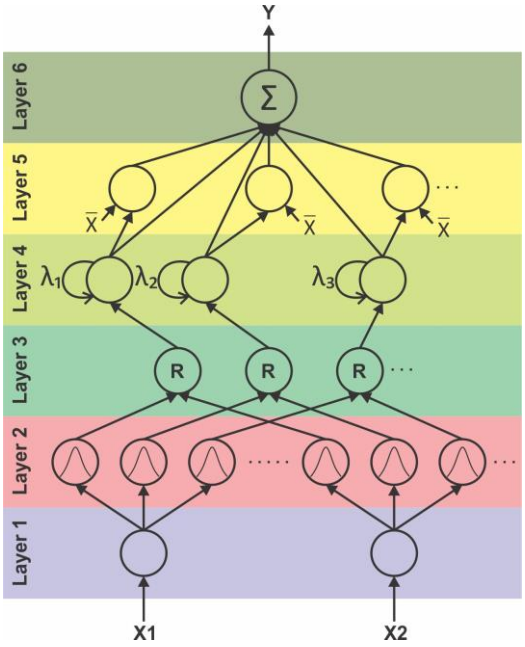


شکل ۷: کنترل کننده پیش بین، برای رسیدن به مسیر هدف که همان حرکت ارادی دست بیمار می باشد و کنترل ابزار (قاشق یا مداد) لازم است مراحل زیر طی گردند: مسیر مرجع که شامل خروجی فیلتر و همچنین انتگرال داده های خروجی از سیستم ثبت حرکت می باشد برای انجام محاسبات اولیه وارد بخش optimizer شده و در هر دوره نمونه برداری به روز می گردند. خروجی حاصل از این بخش برای به روز رسانی توابع و قوانین لایه های شبکه، وارد بخش RSEFNN Model می شود. که در این بخش داده ها برای ورود به بخش آموزش آماده می شوند.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]

مرحله یادگیری پارامتری پس از یادگیری ساختاری ادامه می‌یابد. تمام پارامترهای آزاد RSEFNN به صورت آنلاین بدون در نظر گرفتن این موضوع که آیا قوانین فازی به تازگی ایجاد شده‌اند و یا از قبل وجود داشتند، تطبیق داده می‌شود. در یادگیری پارامتری، تمام پارامترهای حاصل از قوانین فازی پیشین و قوانین جدید توسط الگوریتم Gradient Decentآموزش داده می‌شوند. در مجموعه داده‌ها، خروجی فیلتر، سیگنال نویز (لرزش غیر ارادی دست) است که در داخل کنترلر به دو بخش train و test تقسیم میشود. سیگنال train به منظور اعتبار سنجی داده‌ها استفاده می‌شود که این اعتبار سنجی برای تخمین حرکت مفید خواهد بود و سیگنال آزمون به منظور ارزیابی خطای انتخاب نهایی استفاده می‌گردد [۱۸].

الگوریتم RSEFNN پیشنهادی مطابق شکل ۸ از شش لایه تشکیل به شرح ذیل تشکیل شده است:



شکل ۸: ساختار RSEFNN

لایه اول: ورودیها با بردار $\vec{x}$ نمایش داده می‌شوند. $\vec{x} = (x1, x2, \dots)$ بدون تغییرات و به صورت مستقیم به لایه بعدی تحت عنوان $u_i^{(1)}$ منتقل می‌شود. هر گره برابر با یک ورودی می‌باشد.

$$u_{i=}x_i \qquad (۲)$$

لایه دوم: به لایه دوم تابع عضویت (Membership function) گفته می‌شود، در اینجا از تابع گوسی استفاده شده است.

$$u_{ij}^2 = \exp\left(-\frac{[u_{i-}^1 m_{ij}]^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \qquad (۳)$$

که در آن $\mathbf{m_{ij}}$ و $\boldsymbol{\sigma_{ij}^2}$ به ترتیب میانگین و واریانس تابع گوسی می‌باشند.

لایه سوم: لایه فعالساز است که به صورت زیر بیان می‌شود.

$$u_j^3 = F^j = \Pi j\left(u_{ij}^{(2)}\right) \qquad (۴)$$

هرگره درلایه سوم به یک قانون فازی مرتبط می‌شود. گره‌ها براساس قانون‌های مرتبط در لایه سوم، درجه عضویت دریافت می‌کنند.

لایه چهارم: هرگره در لایه چهارم یک قانون بازگشتی فازی می‌باشد،که یک حلقه بازگشتی را ایجاد می‌کند.

$$u_j^3 = \phi_q^j(t) = \lambda_q^j F^j(t) + (1-\lambda_q^j)\phi_q^j(t-1) \qquad (۵)$$

t زمان و $0 < \lambda_q^j < 1$ پارامتر بازگشتی (تخمین‌زننده سهم حالت حال و گذشته) را نشان می‌دهند. پارامترهای بازگشتی با مقادیر اتفاقی مقداردهی اولیه شده و سپس با استفاده از الگوریتم آموزشی بروزرسانی می‌شوند.

لایه پنجم: گره های لایه پنجم گره‌های نتیجه هستند a_{iq}^j بیان‌کننده وزن لینک‌های ارتباطی بین گره‌های ۴ و ۵ است. خروجی لایه پنجم به صورت زیر می‌باشد:

$$u_j^{(5)} = f_q^j(t) = \sum_{i=1}^n a_{iq}^j x_i(t) \qquad (۶)$$

لایه ششم: خروجی گره در لایه ششم defuzzification می‌باشد.

$$y = \frac{\sum_{j=1}^R \phi_q^j(t)(f_q^j(t)+a_q^j)}{\sum_{j=1}^R \phi_q^j(t)} \qquad (۷)$$

که در آن R تعداد کل قوانین فازی و y خروجی مدل می‌باشد.

یادگیری ساختاری

هدف از این یادگیری، تخمین زمان ایجاد قانون فازی جدید می‌باشد. برای اطمینان از اینکه حداقل یک قانون برای هر ورودی x فعال می‌شود، قوانین فازی توسط داده های آموزشی تولید می‌گردند. در این پژوهش ورودی x سیگنال حاصل از فیلتر است که به عنوان سیگنال مطلوب در نظر گرفته می‌شود. برای هر ورودی x، $f^j(t)$ به عنوان معیاری برای ایجاد قانون جدید می‌باشد. درابتدا هیچ قانونی وجود ندارد. با ورود اولین داده، قانون جدیدی با مرکز اولیه $\overrightarrow{X(0)}$ و مقدار اولیه تابع گوسی به صورت زیر ایجاد می‌گردد:

$$m_i^1 = x_i(0)\,,\ \sigma_i^1 = \sigma_{initial} \qquad (۸)$$

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]

که در آن $\sigma_{initial}$ یک مقدار از پیش تعیین شده است. برای یک ورودی $x(t)$ حداکثر مقدار تابع فعال‌ساز برای بررسی اینکه آیا قانون جدیدی ایجاد گردد یا خیر محاسبه می‌شود.

$$I = \arg\max_{1\le j\le R(t)} F^j(t) \quad (۹)$$

که در آن $R(t)$ تعداد قوانین در شبکه در زمان t می‌باشد. اگر $F^j(t) < F_{thresh}$ باشد، که F_{thresh} مقداری بین صفر و یک است، (در این پژوهش مقدار اولیه F_{thresh} برابر ۰.۷ در نظر گرفته شده است) در آن صورت قانون جدید ایجاد می‌گردد. با ایجاد قانون جدید مرکز و عرض قانون جدید به صورت زیر ایجاد می‌شود:

$$m_i^{R(t+1)} = x_i(t)\,,\ \sigma_i^{R(t+1)} = \beta.\left|x_i(t) - m_i^I\right| \quad (۱۰)$$

که در آن β ضریب overlap می‌باشد، در اینجا ۰.۶ در نظر گرفته شده است.

یادگیری پارامتری

مرحله یادگیری پارامتری پس از یادگیری ساختاری ادامه می‌یابد. تمام پارامترهای آزاد RSEFNN به صورت آنلاین و بدون درنظرگرفتن این موضوع که آیا قوانین فازی به تازگی ایجاد شده‌اند یا از قبل وجود داشتند، تطبیق داده می‌شود. در یادگیری پارامتری تمام پارامترهای حاصل از قوانین فازی پیشین و جدید توسط الگوریتم Gradient decent (GD) آموزش داده می‌شوند. برای مثال یک نمونه از خروجی در نظر گرفته می‌شود، هدف به حداقل رساندن تابع هزینه است.

$$E(t+1) = \frac{1}{2}(y(t+1) - y^d(t+1))^2 \quad (۱۱)$$

بردار پارامترها به صورت زیر به روز می‌شود.

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \eta\frac{\partial E(t+1)}{\partial a_{ij}(t)} \quad (۱۲)$$

$$\frac{\partial E(t+1)}{\partial a_{ij}(t)} = (y(t+1) - y^d(t+1))\frac{O_j^{(3)}u_j^{(4)}}{\sum_{k=1}^{r(t)}O_k^{(3)}}$$

که در آن(۰,۱) $\eta\ \varepsilon$ ثابت آموزش می‌باشد. هر پارامتر بازگشتی λ_q^j به صورت زیر به روز می‌شود:

$$\lambda_q^i(t+1) = \lambda_q^i(t) - \eta\frac{\partial E}{\partial \lambda_q^i} \quad (۱۳)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \lambda_q^i} = \frac{\partial E}{\partial y_q}.\frac{\partial y_q}{\partial \emptyset_q^i}.\frac{\partial \emptyset_q^i}{\partial \lambda_q^i} = \left(y - y^d\right).\left(F^i(t) - \emptyset_q^i(t-1)\right).\frac{w^i - y}{\sum_{i=1}^{r}\emptyset_q^i}$$

تابع عضویت گوسی به صورت زیر به روز می‌شود:

$$m_j^i(t+1) = m_j^i(t) - \eta\frac{\partial E}{\partial m_j^i} \quad (۱۴)$$

$$\frac{\partial E}{\partial m_q^i} = \frac{\partial E}{\partial y_q}.\frac{\partial y_q}{\partial \emptyset_q^i}.\frac{\partial \emptyset_q^i}{\partial F^i}.\frac{\partial F^i}{\partial m_q^i} = \left(y - y^d\right).\frac{w^i - y}{\sum_{i=1}^{r}\emptyset_q^i}.F^i.\lambda_q^i.\frac{2(x_j - m_j^i)}{(\sigma_j^i)^2}$$

واریانس تابع عضویت گوسی به صورت زیر به روز می‌شود:

$$\sigma_j^i(t+1) = \sigma_j^i(t) - \eta\frac{\partial E}{\partial \sigma_j^i} \quad (۱۵)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_j^i} = \frac{\partial E}{\partial y_q}\frac{\partial y_q}{\partial \emptyset_q^i}.\frac{\partial \emptyset_q^i}{\partial F^i}.\frac{\partial F^i}{\partial \sigma_q^i} = \left(y - y^d\right).\frac{w^i - y}{\sum_{i=1}^{r}\emptyset_q^i}.F^i.\lambda_q^i\frac{2(x_j - m_j^i)^2}{(\sigma_j^i)^3}$$

۳- نتایج شبیه سازی

برای مقایسه عملکرد کنترل کننده، میزان THD و Mean Square Error (MSE) در سه حالت مختلف مطلوب، نویزدار و کنترل شده محاسبه شده است (جدول ۳). طبق نتایج به دست آمده، مشاهده می‌شود که RSEFNN قابلیت دقت و اطمینان بالایی دارد و برای سیستم های real time و متغیر با زمان قابل استفاده می‌باشد.

از مزایای استفاده از حالت بازگشتی که در این کنترلر استفاده شده است، میتوان به این موضوع اشاره کرد که در مدلهای غیر بازگشتی، ساختار فقط از حالاتی استفاده می‌کند که در همان لحظه وارد میشود و امکان بهره‌گیری از اطلاعات ورودی‌های گذشته را ندارد. به منظور ارزیابی عملکرد این کنترلر با قابلیت پیش‌بینی، شبیه‌سازی در محیط سیمولینک انجام شده‌است که خروجی شتاب یک جهت برای سه گونه حرکت دلخواه دندان اره‌ای، سینوسی و اسپیرال در شکل ۸ نشان داده شده است.

جدول ۳: مقایسه میزان THD و MSE خروجی در سه حالت مطلوب، نویزدار و کنترل شده

سیگنال	THD%	MSE
مطلوب	۱.۲۸۲۹	۰
نویزدار	۲۳.۰۹۶۶	۰.۳۱۲۲
سیگنال خروجی از کنترل کننده پیش بین	۴.۴۸	۰.۰۰۵۷

٤- نتیجه‌گیری

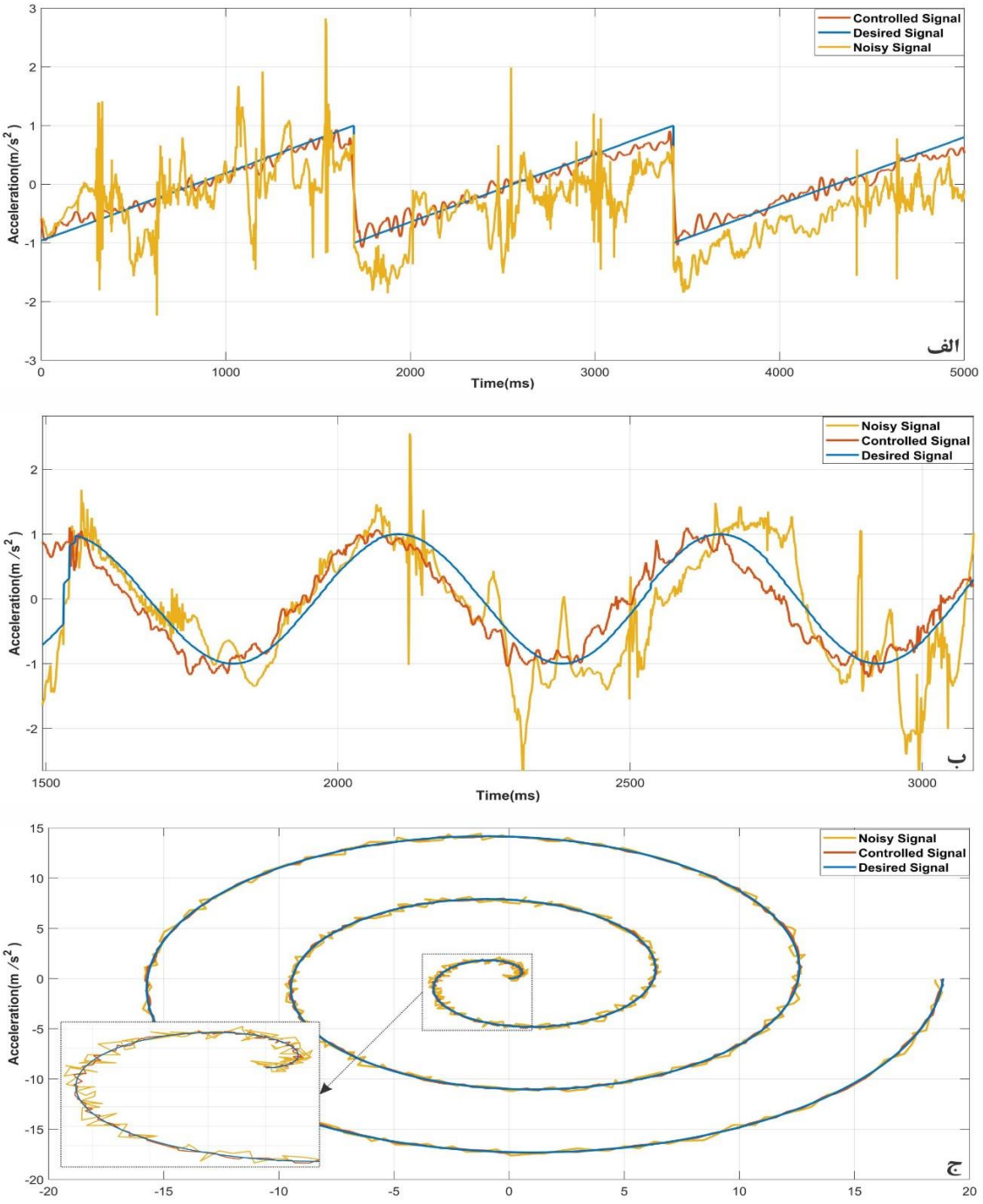
در این پژوهش طراحی بخش کنترل ربات جدیدی برای بیماران مبتلا به لرزش دست ارائه شد. این وسیله که می‌تواند به عنوان قلم و یا قاشق مورد استفاده قرار گیرد، با حرکت لینک‌ها در جهت مخالف لرزش دست کنترل

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]

می‌گردد. به منظور فراهم آوردن اطلاعات لرزش دست در این گروه از بیماران، هشت بیمار با سوابق و لرزش‌های مختلف مورد ارزیابی قرارگرفتند. فیلترهای مختلفی در این پروژه به کار گرفته شد که عمدتا مشکل تاخیر فیلتر و وجود اعوجاج و هارمونیک‌های غیر مطلوب در خروجی مشاهده گردید. در نهایت از فیلتر ANFIS به دلیل خروجی مطلوب آن نسبت به سایر فیلترها استفاده شد.

شبکه عصبی با سه ویژگی Recurrent، Self-Evolving، Fuzzy به سیستم اعمال شد تا با استفاده از آن بتوان حرکت لرزش دست بیماران مبتلا به پارکینسون را تخمین زد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که این تخمین دارای مقدار خطای کم (MSE=۰.۰۱۷۴) می‌باشد.

شکل ۹: مقایسه خروجی برای سه گونه حرکت دلخواه (الف) دندان اره‌ای، (ب) سینوسی و (ج) اسپیرال



[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]

مراجع

[1] M. G. Baker and L. Graham, "The journey: Parkinson's disease.," *BMJ*, vol. 329, no. 7466, pp. 611–614, Sep. 2004, doi: 10.1136/bmj.329.7466.611.

[2] D. Case, B. Taheri, and E. Richer, "Design and Characterization of a Small-Scale Magnetorheological Damper for Tremor Suppression," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 18, no. 1, pp. 96–103, 2013, doi: 10.1109/TMECH.2011.2151204.

[3] H. M. Zhu and C. M. Pun, "An adaptive superpixel based hand gesture tracking and recognition system," *Sci. World J.*, vol. 2014, 2014, doi: 10.1155/2014/849069.

[4] N. Carbonaro, G. D. Mura, F. Lorussi, R. Paradiso, D. De Rossi, and A. Tognetti, "Exploiting wearable goniometer technology for motion sensing gloves," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 18, no. 6, pp. 1788–1795, Nov. 2014, doi: 10.1109/JBHI.2014.2324293.

[5] C. Ou, A. Gouldstone, B. K. Jaeger, and R. Sipahi, "Control design for a hand tremor suppression pen," in *ASME 2015 Dynamic Systems and Control Conference, DSCC 2015*, Jan. 2015, vol. 2, doi: 10.1115/DSCC2015-9962.

[6] C. N. Riviere, R. Scott Rader, and N. V. Thakor, "Adaptive canceling of physiological tremor for improved precision in microsurgery," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, no. 7, pp. 839–845, 1998, doi: 10.1109/10.686791.

[7] E. Ohara, K. Yano, S. Horihata, T. Aoki, and Y. Nishimoto, "Development of Tremor-Suppression filter for Meal-Assist robot," in *Proceedings - 3rd Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems, World Haptics 2009*, 2009, pp. 238–243, doi: 10.1109/WHC.2009.4810802.

[8] H. Dai, H. Lin, and T. C. Lueth, "Quantitative assessment of parkinsonian bradykinesia based on an inertial measurement unit," *Biomed. Eng. Online*, vol. 14, no. 1, p. 68, Jul. 2015, doi: 10.1186/s12938-015-0067-8.

[9] A. Lekshmi and K. I. Ramachandran, "Parkinson's Tremor Suppression Using Active Vibration Control Method," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 577, p. 012056, Dec. 2019, doi: 10.1088/1757-899X/577/1/012056.

[10] A. As'arry, H. Jamaluddin, T. A. Z. Rahman, K. A. Md Rezali, and M. Z. Md Zain, "Suppression of Parkinson's hand-like tremor using fuzzy-PID controller," in *Proceedings - 2016 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems, I2CACIS 2016*, Mar. 2017, vol. 2017-March, pp. 1–5, doi: 10.1109/I2CACIS.2016.7921041.

[11] M. Nawate, D. Morimoto, S. Fukuma, and S. Honda, "A Painting Tool with Blurring Compensation for People Having Involuntary Hand Motion," *researchgate.net*, vol. 3, pp. 6–9, 2004, Accessed: Jul. 10, 2020. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/228953097.

[12] J. G. Gonzalez, E. A. Heredia, T. Rahman, K. E. Barner, and G. R. Arce, "Optimal digital filtering for tremor suppression," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 5, pp. 664–673, 2000, doi: 10.1109/10.841338.

[13] M. Abbasi, A. Afsharfard, R. Arasteh, and J. Safaie, "Design of a noninvasive and smart hand tremor attenuation system with active control: a simulation study," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 56, no. 7, pp. 1315–1324, Jul. 2018, doi: 10.1007/s11517-017-1769-9.

[14] H. G. Han, H. H. Qian, and J. F. Qiao, "Nonlinear multiobjective model-predictive control scheme for wastewater treatment process," *J. Process Control*, vol. 24, no. 3, pp. 47–59, Mar. 2014, doi: 10.1016/j.jprocont.2013.12.010.

[15] R. K. Al Seyab and Y. Cao, "Nonlinear system identification for predictive control using continuous time recurrent neural networks and automatic differentiation," *J. Process Control*, vol. 18, no. 6, pp. 568–581, Jul. 2008, doi: 10.1016/j.jprocont.2007.10.012.

[16] Z. Liu, Q. Wu, Y. Zhang, and C. L. P. Chen, "Adaptive least squares support vector machines filter for hand tremor canceling in microsurgery," *Int. J. Mach. Learn. Cybern.*, vol. 2, no. 1, pp. 37–47, Feb. 2011, doi: 10.1007/s13042-011-0012-5.

[17] Y. T. Liu, Y. Y. Lin, S. L. Wu, C. H. Chuang, and C. T. Lin, "Brain Dynamics in Predicting Driving Fatigue Using a Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Network," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 27, no. 2, pp. 347–360, Feb. 2016, doi: 10.1109/TNNLS.2015.2496330.

[18] G. Grimaldi, P. Lammertse, N. Van Den Braber, J. Meuleman, and M. Manto, "Effects of inertia and wrist oscillations on contralateral neurological postural tremor using the wristalyzer, a new myohaptic device," in *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2008, vol. 2, no. 4, pp. 269–279, doi: 10.1109/TBCAS.2008.926726.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.2.4.1]
[DOI: 10.52547/joc.15.2.1]