



کنترل مایوالکتریک تناسبی و برخط درجات آزادی شانه یک ربات انسان نما با استفاده از سیگنال های الکترومایوگرام

آرمین احرامپوش¹، عقیل یوسفی کما^{2*}، موسی آیتی³، سید سعید محتسبی²

1- فارغ التحصیل کارشناسی ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تهران، تهران

2- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تهران، تهران

3- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه تهران، تهران

* صندوق پستی 11155-4563، aykoma@ut.ac.ir، تهران

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 25 تیر 1396

پذیرش: 16 مرداد 1396

ارائه در سایت: 10 شهریور 1396

کلید واژگان:

رابط کاربری انسان-ربات

کنترل مایوالکتریک تناسبی بالانتنه

آنالیز تفکیک مربعی

شبکه عصبی با تأخیر زمانی در ورودی

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم دو مرحله‌ای برای کنترل مایوالکتریک تناسبی بازوی ربات انسان نما 3 سورا ارائه می‌شود که از ترکیب نقاط قوت روش های کنترلی مطرح در این حوزه یعنی کنترل الگو محور و کنترل همزمان تناسبی برای افزایش دقت تخمین ها استفاده می‌کند. هدف از این تحقیق، ارائه یک واسط کاربری انسان-ربات می‌باشد که بین فعالیت های الکتریکی ماهیچه ای که به سیگنال های الکترومایوگرام معروف هستند و زوایای درجات آزادی مفصل شانه متناظر با این ماهیچه ها نگاشتی ایجاد کند. در مرحله اول از این الگوریتم، با استفاده از الگوریتم آنالیز تفکیک مربعی و الگوریتم رأی اکثریت، درجه آزادی فعال در هر لحظه شناسایی می‌شود. در این مقاله الگوریتم های طبقه بندی معروف در حوزه کنترل مایوالکتریک به همراه بردار مشخصه هایی متشکل از مشخصه های حوزه های زمان و فرکانس برای رسیدن به روش طبقه بندی آنالیز تفکیک مربعی با دقت بالای 97% و یک بردار مشخصه برتر بررسی شده اند. در مرحله دوم، با استفاده از نتیجه مرحله اول، یک شبکه عصبی با تأخیر زمانی در ورودی از بین چهار شبکه آموزش دیده برای هر چهار کلاس حرکتی مفصل شانه انتخاب می‌شود. این شبکه برای تخمین زاویه متناظر با سیگنال الکترومایوگرام همان درجه آزادی به کار می‌رود. مدل شبکه عصبی و آنالیز تفکیک در ابتدا با استفاده از داده های خارج از خط آموزش می‌بینند و با استفاده از داده های برخط تست می‌شوند. دقت به دست آمده از تخمین زوایا مفاصل در حالت خارج از خط و برخط و شبیه سازی مقاومت این روش در برابر تعدادی اغتشاش خارجی، حاکی از پیشرفت چشمگیری در این حوزه می‌باشد.

Online proportional myoelectric control of a humanoid shoulder motions using electromyogram signals

Armin Ehrampoosh, Aghil Yousefi-Koma*, Moosa Ayati, Seyed Saeid Mohtasebi

School of Mechanical Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

* P.O.B. 11155-4563, Tehran, Iran, aykoma@ut.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper

Received 16 July 2017

Accepted 07 August 2017

Available Online 01 September 2017

Keywords:

Human-Robot Interaction

Upper limb proportional myoelectric control

Quadratic Discriminant Analysis

Time delayed Artificial Neural Network

ABSTRACT

This paper proposes a two phase strategy for proportional myoelectric control of Surena 3 humanoid robot which benefits from the strength of two common myoelectric control methods, Pattern recognition base and Simultaneous proportional control, for improving joint angle estimation. The aim of this research is to present a human-robot interface to create a mapping between electrical activities of muscles known as electromyogram (EMG) signals and kinematics of corresponding motion. The first phase is concerned with motion classification using Quadratic Discriminant Analysis (QDA) and Majority Voting (MV). Several common motion classification algorithms and feature vectors including time domain and frequency domain features were investigated which led to QDA and a superior feature vector with more than 97% classification accuracy. The second phase is concerned with continuous angle estimation of shoulder joint motion classes using Time Delayed Artificial Neural Network (TDANN) with overall accuracy of 90% R^2 . QDA serves as a high level controller which decides between four TDANN corresponding to each of the shoulder motion classes. QDA and TDANN models were trained with several sets of offline data and were tested with online dataset. Online and offline data estimation accuracy and model robustness against disturbances show a significant improvement compared to similar methods in this field.

1- مقدمه

وسایل توان بخشی متعدد درصدد کمک به بهبود زندگی و بازگرداندن توانایی های حسی و حرکتی به این عزیزان بوده اند. یکی از مهم ترین دغدغه های موجود در این پروتزا و وسایل توان بخشی، نحوه کنترل آن توسط فردی که دچار معلولیت و یا قطع عضو می‌باشد، است و به طور کلی

همه ساله افراد زیادی در دنیا به خاطر حوادث و بیماری ها دچار نقص عضو، معلولیت و یا مشکلات حرکتی در بالانتنه خود به ویژه بازوها و دست های خود می‌شوند. محققان و مهندسان زیادی در سال های اخیر با طراحی پروتزا و

Please cite this article using:

A. Ehrampoosh, A. Yousefi-Koma, M. Ayati, S. S. Mohtasebi, Online proportional myoelectric control of a humanoid shoulder motions using electromyogram signals, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 17, No. 9, pp. 1-12, 2017 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

A. Ehrampoosh, A. Yousefi-Koma, M. Ayati, S. S. Mohtasebi, Online proportional myoelectric control of a humanoid shoulder motions using electromyogram signals, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 17, No. 9, pp. 1-12, 2017 (in Persian)

توان بخشی بیماران و معلولین، اگر واسکلتون‌ها، بازی‌های رایانه‌ای برای انگیزه دادن به بیمارانی که نیاز به تحریک و تقویت ماهیچه‌های خود دارند و ابزارهای کنترل از راه دور اشاره نمود.

مهم‌ترین بخش یک رابط کاربری مایو الکتریک بخش تشخیص نیت می‌باشد که تصمیمات سطح بالای کنترلی در آن اتخاذ می‌شود و تمرکز اصلی این پژوهش نیز بر روی بهبود این بخش می‌باشد. تشخیص نیت با توجه به میزان پیچیدگی و سطح توانایی تشخیص به سه دسته تقسیم‌بندی می‌شود. 1- تشخیص بدون شناسایی الگو، 2- تشخیص بر پایه‌ی شناسایی الگو، 3- تشخیص تناسبی. در روش تشخیص بدون شناسایی الگوی حرکتی معمولاً از یک یا چند حد‌آستانه برای مشخص کردن فعال یا غیرفعال بودن ماهیچه، استفاده می‌شود. برای نمونه، مون با استفاده از این روش و الگوریتم دو حد آستانه، به کنترل یک ویلچر با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرافی بیمار پرداخته است [1]. روش‌های تشخیص نیت الگومحور با فرض این‌که مدل طبقه‌بندی توانایی تشخیص کلاس حرکتی ورودی را از روی یادگیری الگوی بین داده‌های ورودی- خروجی آموزشی و انتخاب یکی از کلاس‌های حرکتی از بین کلاس‌های یاد گرفته شده از روی داده‌های آموزشی را دارا است، کار می‌کند. ورودی طبقه‌بندی متشکل از بردار مشخصه‌های سیگنال الکترومایوگرام بوده و کلاس‌های حرکتی مختلف به‌صورت فرامین کنترلی متفاوتی به محرک‌های ربات فرستاده می‌شوند. روش‌های الگومحور برای دهه‌ها مورد بررسی قرار گرفته و در تحقیقات بسیاری روش‌های طبقه‌بندی با هم مقایسه شده‌اند [2]. اغلب این تحقیقات استفاده از روش‌های طبقه‌بندی که دارای سهولت در پیاده‌سازی، سرعت آموزش بالا و توانایی طبقه‌بندی داده‌های جدید به‌صورت برخط را دارا هستند، توصیه نموده‌اند. در بین روش‌های طبقه‌بندی، آنالیز تفکیک خطی [3، 4]، ماشین بردار پشتیبان [5، 6] و مدل مخفی مارکوف [7] بهترین عملکردها را در طبقه‌بندی دارا بوده‌اند. در یکی از مهم‌ترین تحقیقات، انگل‌هارت و همکارانش به مقایسه روش‌های کنترل الگومحور در کنترل پروتزهای بالاتنه پرداخته است [8]. نتایج دقت تفکیک روش‌های مختلف طبقه‌بندی مرسوم در این حوزه برای طبقه‌بندی بازده کلاس حرکتی بالاتنه نشان داد که روش آنالیز تفکیک خطی به خاطر دقت بالا و سهولت در پیاده‌سازی و آموزش نسبت به دیگر روش‌های طبقه‌بندی ارجحیت دارد.

فانگر، تعریف رابط کاربری با تشخیص نیت تناسبی را بدین صورت مطرح کرد که چنانچه کاربر بتواند به‌صورت پیوسته و کارآمد در بازه‌های زمانی پیوسته با تغییر فرمان‌های کنترلی، حداقل یکی از درجات آزادی پروتز خود (نیرو، سرعت، مکان و یا هر متغیر مکانیکی دیگر وابسته به تسلط کاربر بر پروتز) را کنترل کند، روش کنترلی به‌کار رفته، کنترل تناسبی نام دارد [9]. لغت تناسبی در این‌جا نباید با کنترل تناسبی حوزه کنترل اشتباه شود. در حوزه کنترل، لغت کنترل تناسبی به معنی سیگنال خروجی کنترل متناسب با میزان خطا در یک حلقه‌ی بسته است، اما در این‌جا تشخیص تناسبی در مسیر پیشرو سیستم کنترلی قرار داشته و به معنی متناسب بودن سیگنال کنترلی با سطح خواسته کاربر برای تغییر در یک متغیر قابل‌کنترل در پروتز است. در این تعریف لزومی ندارد ورودی و خروجی کنترل‌کننده به‌صورت تناسبی باهم در ارتباط باشند و تنها باید یک ارتباط پیوسته بین آن‌ها برقرار باشد. کنترل تناسبی را می‌توان به دو به روش میوتکس تناسبی و کنترل همزمان تناسبی تقسیم‌بندی کرد [9]. پوشیکاوا از یک رابط دو فازی که در فاز اول درجه آزادی مربوط به مچ، آرنج و یا دست با استفاده از

طراحی واسطه‌های کاربری برای این دسته از افراد از بخش‌های مهم تحقیقات در خصوص بهبود و توسعه وسایل توان بخشی بوده است. با افزایش افرادی که برای کار با واسطه‌های کاربری معمول نظیر صفحه کلید و یا جوی‌استیک دچار مشکل می‌شوند، نیاز به به‌کارگیری واسطه‌های کاربری جدید انسان-ربات که مشکلات واسطه‌های مرسوم را برطرف کند، بیش از پیش احساس می‌شود. در میان واسطه‌های کاربری جدید که از سیگنال‌های حیاتی بدن نظیر سیگنال‌های مغزی و یا سیگنال‌های عضلانی بهره می‌برند، مورد توجه بیشتری قرار گرفته است. کنترل مبتنی بر سیگنال‌های عضلانی (سیگنال‌های الکترومایوگرام) یا در اصطلاح کنترل مایو الکتریک، روشی است که با استفاده از آن، بیماران و یا معلولین می‌توانند توانایی‌های حسی حرکتی از دست رفته‌ی خود را بازیابند. سیگنال‌های الکترومایوگرام سیگنال‌هایی هستند که از تبادلات یونی در بافت‌های ماهیچه‌ای در انقباض و انبساط عضلات ناشی می‌شود و حاوی اطلاعات بسیار مفیدی از نیت فرد برای حرکت اندام‌های خود است و به راحتی از روی سطح پوست قابل دریافت می‌باشد. افراد معلول یا قطع عضو نیز قادر هستند این سیگنال‌ها را در سطح‌های مختلف برای حالتی که هیچ حرکتی¹ انجام نمی‌دهند یا اعضای بدن خود را حرکت می‌دهند، ایجاد کنند. به‌عنوان مثال، با قرار دادن الکتروده‌های دریافت سیگنال روی ماهیچه‌های صورت فردی که از بیماری کوادری‌پلژی رنج می‌برد و یا با قرار دادن الکترودها بر روی قسمت انتهایی اندام قطع شده برای فردی که دچار قطع عضو شده، سیگنال‌های موردنیاز برای کنترل ابزارهای توان بخشی را دریافت کرد. با رمزگشایی الگوهای این سیگنال‌ها، می‌توان از آن‌ها در سیستم کنترلی مایو الکتریک برای کنترل پروتزها و یا سیستم‌های توان بخشی استفاده کرد. این روش به فرد معلول و یا بیمار این اجازه را می‌دهد تا به‌صورت حسی و تنها با انجام یک حرکت مشخص با استفاده از اندام‌های باقی‌مانده خود، فرمان کنترلی نظیر یک حالت خاص گرفتن جسم را بر روی پروتز دست پیاده‌سازی کند. رابط کاربری مبتنی بر الکترومایوگرافی می‌تواند، فرمان‌های کنترلی مشخصی را بر مبنای محتوای سیگنال الکترومایوگرام به دستگاه ارسال کند. مهم‌ترین مزیت استفاده از سیستم کنترل مایو الکتریک نسبت به دیگر روش‌های کنترل پروتزها نظیر پروتزهایی که از نیروی بدن برای حرکت استفاده می‌کنند، عدم نیاز به دخالت دست و منطبق شدن بر نیت بیمار برای حرکت است. این رابط، توانایی کنترل حسی و بدون نیاز به توجه مستقیم کاربر را داراست که ارتباطی راحت را بین کاربر و دستگاه میسر می‌سازد و کاربر را از دستگاه‌های کنترل قابل حمل و نیاز به داشتن ارتباط مستقیم چشمی با دستگاه، بی‌نیاز می‌کند. تنها شرط استفاده از این روش کنترلی این است که کاربر بتواند تعدادی از ماهیچه‌های خود را به‌صورت ارادی فعال کند. سیگنال‌های مایو الکتریک به روش غیرتهاجمی، قابل ثبت بوده و می‌توان از آن‌ها در کنترل نیرو و یا سرعت هر سناریو کنترلی استفاده کرد. امروزه کنترل مایو الکتریک به‌عنوان یک جایگزین برای پروتزهای غیرفعال که از نیروی بدن خود فرد برای حرکت استفاده می‌کنند، در پروتزهای تجاری به‌کار می‌رود. این پروتزها توانایی انجام حرکات پیچیده‌تر در عین داشتن ظاهری زیباتر را نسبت به پروتزهای معمول دارا هستند. باوجود قابلیت‌ها، مزایا و پتانسیل کنترل مایو الکتریک، این روش تا تجاری‌سازی کامل، فاصله قابل توجهی دارد و برای بهبود عملکرد کنترلی مقاوم و دقیق‌تر این روش در نبود بازخوردهای کنترلی، راه زیادی در پیش است. از مهم‌ترین حوزه‌های استفاده از این واسط کاربری می‌توان به حوزه

¹ Static muscle contraction

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان مشخص می شود و در فاز دوم مقدار زوایای هر کدام به صورت پیوسته تخمین می خورد، استفاده کرد [10]. نگاشت بین مشخصه ها و زوایا با استفاده از یک مدل خطی ساده صورت گرفته و در نهایت زوایا برای کنترل یک بازوی رباتیکی بکار رفته است. زمانی که چندین موتور به صورت همزمان و تناسبی عملکردشان توسط روش تشخیص نیت، تعیین گردد، از روش کنترل همزمان تناسبی استفاده شده است. بسیاری از تحقیقاتی که با این روش به کنترل پروتز پرداخته اند، از یکی از انواع شبکه های عصبی برای نگاشت بین سیگنال الکترومایوگرام به متغیرهای نیرویی و گشتاوری و یا سینماتیکی مورد نیاز برای کنترل حرکت موتور، استفاده کرده اند. روش شبکه عصبی چند لایه و روش عصبی بازگشتی در مرجع [11] برای تخمین گشتاورها و نیروها بکار رفته اند و در مرجع [12] برای تخمین زوایا و یا موقعیت به کار رفته اند. فانگر در این تحقیق به کنترل همزمان و تناسبی بعضی از درجات آزادی مچ، آرنج و دست با استفاده از روش شبکه عصبی چند لایه پرداخت. همچنین وی به بررسی تعداد لایه ها و نودهای مخفی این شبکه بر اساس دقت تخمین پرداخت [12]. کیرسچ به کنترل همزمان سه درجه آزادی از شانه و یک درجه آزادی آرنج برای یک ربات پیرو با استفاده از یک شبکه عصبی با تأخیر زمانی پرداخت [13]. ورودی های کنترلی هر چهار موتور مربوط به درجات آزادی هر مفصل ربات، از چهار خروجی این شبکه به دست آمد. وی در این پژوهش از خود سیگنال های فیلتر شده بجای مشخصه های سیگنال به عنوان ورودی شبکه استفاده کرده و این نگاشت را بر روی یک فرد عادی و سالم و یک فرد دارای معلولیت پیاده سازی کرده و تمامی متغیرهای سینماتیکی نظیر مکان، سرعت و شتاب را از روی سیگنال ها به دست آورد. نتیجه این تحقیق تخمین تمامی زوایای مفاصل با میانگین خطای 20 درجه بود.

با بررسی تحقیقات انجام شده در حوزه کنترل تناسبی مشخص شد که روش میوتکس تناسبی بر روی درجه آزادی شانه تاکنون پیاده سازی نشده است. البته همان طور که در بررسی پیشینه تحقیق اشاره شد، کیرسچ به همراه همکارانش با روش کنترل همزمان تناسبی، درجات آزادی شانه را با دقتی محدود کنترل نموده اند. در این تحقیق قصد داریم برای اولین بار با استفاده از روش میوتکس تناسبی زوایای مربوط به شانه را از روی داده های نوار عضله به صورت برخط استخراج کرده و بر روی ربات انسان نما سورنا 3 پیاده سازی نماییم. در واقع در این تحقیق به طراحی یک واسط کاربری انسان-ربات پرداخته می شود که با استفاده از داده های بدست آمده از عضلات منتخب یک فرد سالم، زوایای حرکتی مربوط به هر یک از چهار درجه آزادی اصلی شانه به صورت برخط تخمین زده می شود و با استفاده از این زوایا، درجات آزادی مشابه شانه ربات انسان نما سورنا کنترل می شود.

در ادامه این مقاله، در بخش دوم به صورت خلاصه روش میوتکس تناسبی توضیح داده می شود. در بخش سوم داده برداری از طریق بستر تست و مراحل مورد نیاز برای پیش پردازش سیگنال ها قبل از ورود به مرحله تشخیص نیت توضیح داده می شود. در بخش چهارم، تشخیص نیت متشکل از دو فاز تشخیص کلاس حرکتی و تخمین پیوسته زوایای حرکتی با استفاده از داده های خارج از خط شرح داده می شود. در نهایت در بخش پنجم تخمین ها با داده های برخط انجام صورت می گیرد و بر روی شانه ربات انسان نما سورنا 3 پیاده سازی می شود.

2- کنترل میوتکس تناسبی

الگوریتم میوتکس تناسبی، در واقع استفاده از یک مدل طبقه بندی برای

3- داده برداری و پیش پردازش سیگنال های الکترومایوگرام

این قسمت به ضروری ترین مسائل طراحی یک بستر تست داده برداری دقیق، فرکانس های قطع برای فیلترهای استفاده شده به منظور از بین بردن نویز موجود در سیگنال ها و الگوریتم های مورد نیاز پیش پردازش داده می پردازد. هدف از این بخش فراهم آوردن سیگنال هایی با کیفیت بالا است که در آن اطلاعات مورد نیاز وضعیت خاصی از شانه، برای مشخص کردن فرمان کنترلی متناظر، با استفاده از روش کنترل میوتکس تناسبی در ربات پیرو سورنا 3 به دست آید.

3-1- ثبت داده های الکترومایوگرافی و حرکتی

دستگاهی که برای ثبت داده های فعالیت ماهیچه ها به کار رفته، سنسور ای ویو 16 بی می باشد. این دستگاه دارای 8 کانال داده برداری بوده که اطلاعات را از طریق بلوتوث و به صورت بی سیم به رایانه منتقل می کند. این سنسور دارای یک آمپلی فایر نویز پایین به همراه یک مبدل آنالوگ به دیجیتال با سرعت 24 کیلو بایت بر ثانیه است که قابلیت داده برداری با فرکانس 1 کیلوهرتز را دارد. در این پژوهش از روش دوقطبی با الکترودهای تر و فاصله ی بین الکترودهی 20 میلی متر استفاده شده است [14]. این الکترودها مدل اف آر جی وان و متعلق به شرکت اسکین تکت بوده که به خاطر اندازه کوچک آن، الکتروده نوزاد نام دارد و در این پژوهش برای داده برداری دقیق تر مناسب هستند. مفصل شانه دارای سه درجه آزادی است که در کنترل مایو الکتریک این سه درجه آزادی به چهار کلاس تقسیم بندی می شوند: 1- ابداکشن/ اداکشن¹ 2- فلکشن / اکستنشن افقی² 3- فلکشن/ اکستنشن عمودی³ 4- چرخش داخلی/ خارجی⁴ [15]. برای مشخص کردن ماهیچه هایی که باید فعالیت آن ها ثبت شود، با بررسی آناتومی و ماهیچه های درگیر در درجات آزادی شانه، یک گروه از ماهیچه هایی شامل 5 ماهیچه: کانال 1 (دلتوید قدامی⁵، کانال 2)

¹ Abduction/ Adduction

² Horizontal flexion/ extension

³ Vertical flexion/ extension

⁴ Internal/ External Rotation

⁵ Deltoid anterior

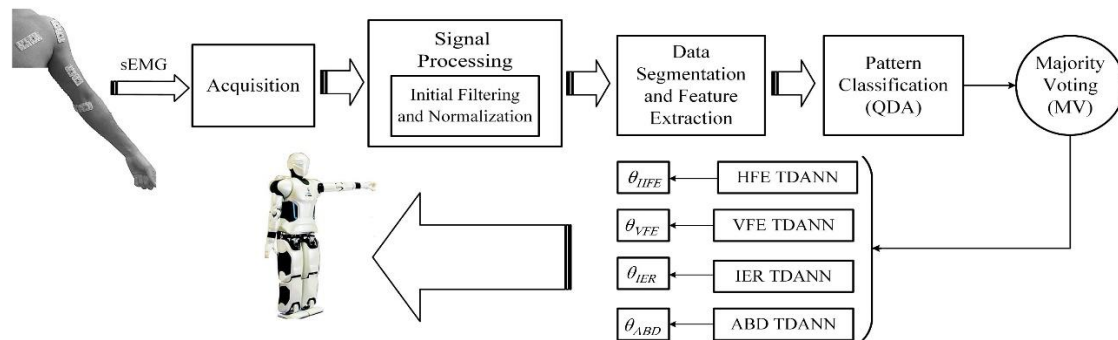


Fig. 1 Proportional mutex myoelectric control flow chart

شکل 1 فلوجارت روش کنترل مایو الکتریک تناسب

را با فرکانس 100 هرتز نمونه برداری می کند. برای پردازش سیگنال های نوار عضله و ساخت مدلی که ارتباط بین سیگنال های الکترومایوگرافی با متغیرهای سینماتیک حرکت بازو را نشان دهد، می بایست داده ها دارای نرخ نمونه برداری یکسان باشند. به همین منظور با استفاده از میان یابی، داده های لازم برای فرکانس داده برداری 1 کیلوهرتز که مساوی نرخ نمونه برداری سیگنال های الکترومایوگرافی می باشد، فراهم می آیند.

3-2- کاهش نویز در سیگنال

سیگنال های الکترومایوگرافی به واسطه دامنه کوچک که معمولاً کمتر از 10 میلی ولت است، به نویز حساس هستند. اولین مرحله در پیش پردازش سیگنال های الکترومایوگرام، کاهش نویزهای موجود در این سیگنال برای افزایش دقت تخمین می باشد. به دلیل تغییرات فرکانس پایین سیگنال به واسطه جابجایی الکترودها و یا سیم های متصل به الکترودها که محدوده ای بین 0 تا 20 هرتز را در برمی گیرد، فرکانس قطع بالا در فیلترهای بالاگذری که برای این سیگنال های استفاده می شود معمولاً بین 5 تا 20 هرتز است. برای پیدا کردن سیگنال قطع پایین برای فیلتر پایین گذر این سیگنال، با استفاده نمودار چگالی توان طیف فرکانسی مشخص می شود که انرژی غالب این سیگنال که در حدود 95٪ توان سیگنال است کمتر از فرکانس 400 الی 500 هرتز قرار گرفته است [17]. در نتیجه فرکانس های بالای 500 هرتز نویز در نظر گرفته می شود. فیلتری که برای این منظور استفاده شده است، باتروورث فیلتر مرتبه سوم با باند فرکانسی، 20 تا 450 هرتز است [18]. در رابطه (1) این فیلتر نشان داده شده است:

$$H(z) = \frac{b(1) + b(2)z^{-1} + b(3)z^{-2} + b(4)z^{-3}}{1 + a(2)z^{-1} + a(3)z^{-2} + a(4)z^{-3}} \quad (1)$$

که در این رابطه، a ، b ضرایب فیلتر هستند.

با استفاده از قانون نرخ نمونه برداری نایکوئیست، فرکانس داده برداری برای جلوگیری از آلیاسینگ⁶ می بایست دو برابر بیشترین فرکانس موجود در سیگنال باشد. همان طور که بیان شد غالب انرژی سیگنال الکترومایوگرام در فرکانس های کمتر از 400 هرتز قرار دارد؛ بنابراین با نرخ نمونه برداری یک کیلوهرتز می توان محتوای سیگنال الکترومایوگرام را دریافت نمود.

برای کم کردن اثر وابستگی داده ها به شرایط آزمایش و غلبه بر عدم قطعیت در مقیاس سیگنال الکترومایوگرافی، داده ها براساس بیشترین انقباض آزادی ممکن⁷ توسط کاربر، نرمال سازی شده است [19].

3-3- قسمت بندی داده ها

دلتوید خلفی¹، کانال 3) پکتوریالیس اصلی²، کانال 4) ترس اصلی³ و کانال 5) اینفراسپیناتوس⁴ انتخاب شدند [15]. برای یافتن محل دقیق قرارگیری الکترودهای داده برداری از منبع [16] استفاده شده است. این ماهیچه ها حداقل تعداد ماهیچه هایی هستند که با توجه به آناتومی در تمامی درجات آزادی و کلاس های حرکتی موردنظر، شرکت دارند. در این تحقیق، کاربر یک فرد مذکر با 25 سال سن و بدون هیچ گونه معلولیت حرکتی انتخاب شد. با توجه به این که سیگنال ها الکترومایوگرام اخذ شده از افراد مختلف با یکدیگر متفاوت خواهد بود، بنابراین با استفاده از سیگنال های اخذ شده از یک فرد خاص نمی توان الگوی حرکت کلی برای واسطه های کاربری که مورد استفاده همه افراد واقع شود، تعریف نمود. در واقع برای این که این واسطه کاربری برای هر فرد به کار رود می بایست به صورت جداگانه با استفاده از داده های آموزشی همان فرد، مدل های طبقه بندی و تخمین زوایا را آموزش داد.

کاربر در حالت ایستاده قرار گرفته و از او خواسته شد تا حرکات مشخص برحسب اراده خود به صورت تصادفی، در فضایی که تمامی فضای کاری هر درجه آزادی را در برمی گیرد، انجام دهد. این حرکات شامل حرکات سینوسی با فرکانس های کم، متوسط و بالا و ثابت نگه داشتن بازو در یک زاویه خاص بود. بین 15 تا 20 سری داده برای هر درجه آزادی شانه داده برداری شد که مدت زمان داده برداری در هر نوبت بین 45 تا 60 ثانیه بود و همچنین بعد از هر سری داده، 1 دقیقه استراحت برای جلوگیری از خستگی ماهیچه های کاربر در نظر گرفته شد.

پروسه ای که به موازات ثبت داده های مربوط به فعالیت ماهیچه ها به عنوان محرک مفاصل و یا ورودی به سیستم بازوی انسان انجام می شود، ثبت داده های سینماتیکی و حرکتی به عنوان خروجی سیستم بازو، متناظر با داده های الکترومایوگرافی است. به زبانی دیگر، برای آموزش مدل پیشنهادی، لازم است تا مجموعه هایی متشکل از داده های مربوط به فعالیت ماهیچه ها به عنوان ورودی مدل و داده های سینماتیکی مربوط به حرکت هر درجه آزادی خاص بازو که از لحاظ زمانی با داده های نوار عضله متناظر است، در دسترس باشد. برای این منظور از یک سنسور دنبال کننده حرکت برای ثبت زوایای هر مفصل به عنوان خروجی سیستم، برای آموزش مدل استفاده شده است. سنسوری که برای این کار انتخاب شده، سنسور تی اس اس-دابل یو اس-اس⁵ ساخت شرکت مهندسی یوست است که قابلیت انتقال بی سیم داده های را با استفاده از دریافت کننده داده ها از سنسور زاویه سنج دارد. این سنسور داده ها

¹ Deltoid posterior

² Pectoralis Major

³ Teres Mufajor

⁴ Infrapinatus

⁵ TSS-WL-S

⁶ Aliasing

⁷ Maximum Voluntary Contraction (MVC)

تشخیص نیت در این روش از دو فاز طبقه‌بندی کلاس‌های حرکتی شانه و تخمین پیوسته زوایای مفصلی با استفاده از شبکه عصبی در حالت خارج از خط خواهد بود. برای افزایش دقت طبقه‌بندی نیز از الگوریتم رأی اکثریت استفاده شده است. نتایج این بخش برای حالت برخط مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

4-1- طبقه‌بندی کلاس‌های حرکتی

در این قسمت تأثیر انتخاب طول پنجره‌های زمانی و میزان تداخل این پنجره‌ها همچنین تأثیر هر یک از مشخصه‌های سیگنال در بالا رفتن دقت طبقه‌بندی در حالت خارج از خط بررسی می‌شود تا در نهایت با انتخاب پارامترهای مناسب پنجره زمانی و مشخصه‌های برتر، پیاده‌سازی برخط سناریوی کنترلی انجام شود. نتیجه این ارزیابی در رسیدن به مجموعه‌ای از مشخصه‌های بهینه و روش برتر طبقه‌بندی برای بالاترین دقت در تشخیص کلاس‌های حرکتی به کار خواهد رفت.

جدول 1 خطای طبقه‌بندی هر یک از روش‌های طبقه‌بندی با استفاده از ورودی مشخصه‌های سیگنال به صورت تکی و جداگانه را برای تفکیک پنج کلاس حرکتی مربوط به درجات آزادی شانه به همراه کلاس، بدون حرکت نشان می‌دهد. با توجه به این جدول مشخصه‌های محتوای انرژی³ مربوط به سری مشخصه‌های حوزه زمان⁴ تقریباً در تمامی روش‌ها کمترین میزان خطای طبقه‌بندی را دارا هستند. بعد از این مشخصه‌ها، مشخصه‌های محتوای فرکانسی⁵، مشخصه‌ی مدل پیش‌بینی⁶ از سری مشخصه‌های حوزه زمان و مشخصه‌های حوزه فرکانس⁷ و مشخصه‌ی وابسته به زمان⁸ حوزه زمان به ترتیب کمترین میزان خطای طبقه‌بندی را به صورت میانگین در تمامی روش‌های طبقه‌بندی دارا می‌باشند. مشخصه‌های محتوای انرژی، هزینه محاسباتی پایین‌تری نسبت به باقی مشخصه‌ها دارند که به همراه بالا بودن دقت طبقه‌بندی برای آن‌ها، این مشخصه‌ها را به عنوان مشخصه‌های مناسبی برای پیاده‌سازی عملی معرفی می‌کند. مسئله مهمی که در اینجا مطرح می‌شود این است که این مشخصه‌ها به شدت به دامنه سیگنال وابسته بوده و با توجه به تغییر دامنه سیگنال حرکات مشخص در طول زمان برای هر کاربر به واسطه خستگی ماهیچه، دقت طبقه‌بندی با استفاده از این مشخصه‌های به تنهایی، با گذر زمان کاهش می‌یابد. درواقع استفاده از بردار مشخصه‌ای متشکل از مجموعه‌ای از مشخصه‌های حوزه‌های مختلف می‌تواند علاوه بر تضمین نمودن دقت طبقه‌بندی در کوتاه مدت، دقت طبقه‌بندی در زمان‌های بیشتر را نیز حفظ کند. از سوی دیگر با بررسی روش‌های طبقه‌بندی، مشخص می‌شود که روش آنالیز تفکیک مربعی و روش نزدیک‌ترین همسایه دارای بیش‌ترین دقت طبقه‌بندی نسبت به دو روش دیگر هستند.

حال برای بررسی اثر طول پنجره زمانی و میزان تداخل این پنجره‌ها در روش تقسیم داده‌ی پنجره‌های روی هم یکی از روش‌های طبقه‌بندی با بیش‌ترین دقت تفکیک کلاس‌های حرکتی مثل روش آنالیز تفکیک مربعی و چندین مشخصه از حوزه‌های مختلف را انتخاب کرده و تأثیر تغییر طول پنجره زمانی در بالا رفتن دقت طبقه‌بندی از طول 100 میلی‌ثانیه تا 500 میلی‌ثانیه بررسی خواهد شد. برای این منظور طول تداخل بین پنجره‌های زمانی در هر مرحله 0.2 طول پنجره خواهد بود. "شکل 2" پایین، نتایج

به منظور پیاده‌سازی برخط روش بر روی بازوی ربات، لازم است که ورودی موردنیاز شبکه عصبی و الگوریتم طبقه‌بندی که همان بردارهای مشخصه می‌باشند نیز به صورت برخط محاسبه شوند. برای استخراج مشخصه‌ها، سیگنال‌های خام می‌بایست به پنجره‌های زمانی مشخص تقسیم‌بندی شوند. همچنین برای کاهش حجم داده‌ها استفاده از این پنجره‌های زمانی بسیار ضروری است به این صورت که یک ویژگی از سیگنال این پنجره زمانی به نمایندگی از بقیه داده‌ها برای پردازش برخط بکار گرفته می‌شود. دو روش تقسیم‌بندی داده‌ها با استفاده از پنجره‌های زمانی وجود دارد: 1) پنجره‌های مجاور¹ 2) پنجره‌های روی هم². افزایش طول پنجره‌های زمانی باعث افزایش دقت تخمین‌ها می‌شود، اما مشکلی که به وجود می‌آید مدت زمان بیشتر برای دریافت و پردازش پنجره‌های زمانی بزرگ لازم است که این خود یک محدودیت برای کاربردهای کنترل برخط است؛ بنابراین، برای انتخاب طول پنجره زمانی باید یک مصالحه بین دقت تخمین و قیدهای موجود برای کنترل بلادرنگ صورت بگیرد. تأخیر در سیستم‌های کنترل مبتنی بر الکترومایوگرافی، مدت زمان موجود بین لحظه شروع حرکت توسط کاربر و زمانی که محرک‌های سیستم (موتورها) شروع به حرکت می‌کنند، تعریف می‌شود. هر چه میزان تأخیر بیشتر باشد، پروتز برای بیمار غیرقابل استفاده محسوب می‌شود.

3-4- استخراج مشخصه‌های سیگنال

سیگنال‌های خام به دست آمده از آزمایش به فضایی با ابعاد کوچک‌تر به نام بردارهای مشخصه سیگنال نگاشت می‌شوند. این بردارها، اطلاعات موجود در محتوای این سیگنال‌ها را مؤثرتر از سیگنال‌های پیچیده و با ماهیت تصادفی خام حاصل از آزمایش نشان می‌دهند. همچنین، با توجه به ابعاد کوچک‌تر بردارهای مشخصه سیگنال نسبت به خود سیگنال‌ها، مدل‌هایی که برای تخمین کلاس‌های حرکتی و حرکات پیوسته اندام‌های بدن بکار می‌روند، سریع‌تر عمل کرده که این خود باعث بهبود برخط بودن سیستم کنترلی می‌شود. با توجه به تأثیر نوع مشخصه‌های انتخابی سیگنال بر روی دقت تخمین گرهای کلاس حرکتی و سینماتیک حرکات اندام‌های بدن که حتی از نوع خود تخمین‌گر هم در بعضی موارد مؤثرتر است، انتخاب بردار مشخصه سیگنال یکی از مهم‌ترین مراحل در پردازش سیگنال‌های الکترومایوگرافی محسوب می‌شود. مشخصه‌های حوزه زمان مرسوم‌ترین گروه مشخصه‌ها در کنترل مبتنی بر سیگنال‌های الکترومایوگرافی هستند [20]. مهم‌ترین مزیت این مشخصه‌ها، کم بودن هزینه محاسباتی آن‌ها با توجه به عدم نیاز به تبدیل‌های ریاضی است. با این وجود به دلیل وابسته بودن این مشخصه‌ها به دامنه سیگنال، حساسیت آن‌ها به نویز و اشکالات محتمل موجود در سیگنال بالا است. از طرف دیگر، با وجود این که مشخصه‌های حوزه فرکانس از لحاظ هزینه محاسباتی از مشخصه‌های حوزه زمان به محاسبات بیشتری احتیاج دارند، ترکیب آن با مشخصه‌های حوزه زمان، منجر به تخمینی مقاوم‌تر نسبت به بردار مشخصه‌ای که تنها از مشخصه‌های حوزه زمان استفاده کرده، می‌شود. لیستی از مشخصه‌های حوزه زمان و فرکانس مورد استفاده در این تحقیق به همراه روابط ریاضی آن‌ها و نحوه دسته‌بندی این مشخصه‌ها در مرجع [21] آورده شده است.

4- تشخیص نیت از روی سیگنال‌های الکترومایوگرام

¹ Adjacent windowing

² Overlapped windowing

³ Energy and Complexity Information

⁴ Time Domain

⁵ Frequency Information

⁶ Prediction Model

⁷ Frequency Information

⁸ Time-Dependence

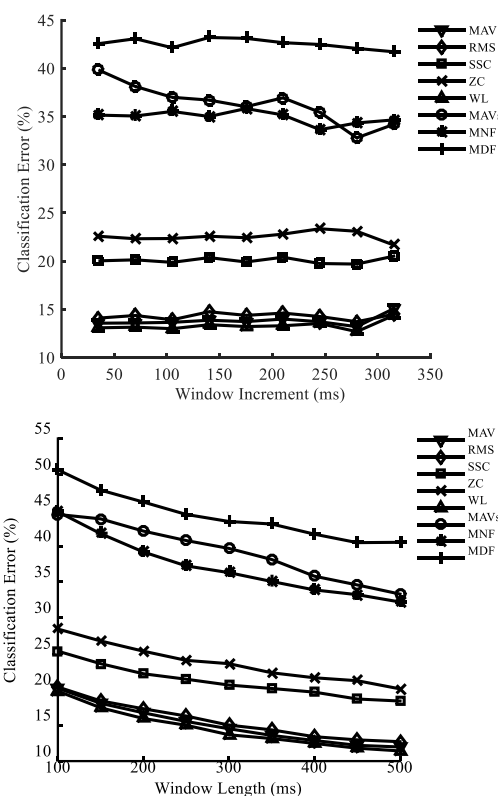
Table 1 Investigating effect of different features and classifiers in shoulder motion classification (Classification error)

جدول 1 تأثیر مشخصه های مختلف در افزایش دقت مدل های مختلف طبقه بندی کلاس های حرکتی شانه (درصد خطای طبقه بندی)							
محتوای انرژی حوزه زمان	محتوای فرکانسی حوزه زمان			مدل پیش بینی	حوزه فرکانس		
میانگین مطلق	طول شکل موج	واریانس	جذر میانگین مربعات	تغییر علامت شیب	عبور از صفر	ضرایب مدل خودکاهشی	فرکانس میانه
27.8	30.4	43.4	27.1	24	29.7	34.8	48.2
12.9	12.4	22.2	13.2	20.6	23.2	24.3	43.7
14.4	47.6	29.3	15.8	19.6	20.7	43.4	45.8
11.2	15.1	16.3	11.8	19.1	22.6	59.8	49.7

در نتیجه افزایش حجم محاسبات لازم برای استخراج مشخصه و نگاشت آن می شود که این خود باعث ایجاد تأخیر در سیستم می شود. از سوی دیگر افزایش بیش از اندازه طول تداخل به واسطه استفاده از روش رأی اکثریت که در ادامه به آن پرداخته خواهد شد، باعث ایجاد تأخیر بیشتر در سیستم می شود. در نتیجه انتخاب این طول نیز مصالحه ای بین تأخیر و دقت طبقه بندی خواهد بود. بر این اساس، طول تداخل 80 تا 100 میلی ثانیه انتخاب می شود. با توجه به نتایج به دست آمده از مراحل پیشین، پنجره زمانی 350 میلی ثانیه با میزان تداخل 80 میلی ثانیه، به عنوان مناسب برای تقسیم بندی داده ها و ادامه کار انتخاب می شوند.

حال براساس نتایج جدول 1، مجموعه هایی از مشخصه ها به عنوان بردار مشخصه ورودی به مدل طبقه بندی انتخاب می شوند. مجموعه های پیشنهادی براساس نتایج جدول 1 و بررسی تأثیر اضافه نمودن هر مشخصه برتر در افزایش دقت کلی گروه، انتخاب شده است. گروه 1 مشخصه های محتوای انرژی شامل میانگین مطلق، جذر میانگین مربعات، طول شکل موج. گروه 2 مشخصه های محتوای انرژی شامل، میانگین مطلق، جذر میانگین مربعات، طول شکل موج، انتگرال مقدار مطلق، واریانس. گروه 3 مشخصه های محتوای فرکانسی شامل عبور از صفر، تغییر علامت شیب. گروه 4 مشخصه های مدل پیش بینی و وابسته به زمان شامل ضرایب مدل خودکاهشی، شیب مقدار مطلق متوسط. گروه 5 مشخصه های حوزه فرکانس شامل فرکانس میانگین، فرکانس میانه. گروه 6 مشخصه های حوزه زمان شامل میانگین مطلق، طول شکل موج، عبور از صفر، تغییر علامت شیب، ضرایب مدل خودکاهشی. گروه 7 مشخصه های حوزه زمان شامل جذر میانگین مربعات، عبور از صفر، طول شکل موج، انتگرال مقدار مطلق، شیب مقدار مطلق متوسط. گروه 8 مشخصه های حوزه زمان شامل، میانگین مطلق، طول شکل موج، عبور از صفر، تغییر علامت شیب. گروه 9 مشخصه های حوزه زمان شامل گروه 8 و ضرایب مدل خودکاهشی. گروه 10 مشخصه های حوزه زمان شامل گروه 9، جذر میانگین مربعات. گروه 11 مشخصه های حوزه زمان شامل گروه 10 و شیب مقدار مطلق متوسط. گروه 12 مشخصه های حوزه زمان و فرکانس شامل گروه 8، جذر میانگین مربعات، فرکانس میانگین. گروه 13 مشخصه های حوزه زمان و فرکانس شامل، گروه 10، شیب مقدار مطلق متوسط، فرکانس میانگین. گروه 14 نیز مشخصه های حوزه زمان و فرکانس شامل تمامی مشخصه های بکار رفته در گروه های قبل می باشد.

نمودار میله ای "شکل 3"، دقت طبقه بندی هر کدام از این گروه ها را با استفاده از روش های طبقه بندی مختلف نشان می دهد. نتیجه این مرحله در یافتن گروهی بهینه متشکل از مشخصه هایی با کمترین میزان همبستگی که دارای بیشترین دقت طبقه بندی باشند به کار می رود. با توجه به نتایج

**Fig. 2** Effect of time window overlap (up) and window length (down) in motion classification by QDA for different features

شکل 2 تأثیر میزان تداخل پنجره ها زمانی (بالا) و طول پنجره زمانی (پایین) در دقت طبقه بندی با روش آنالیز تفکیک مربعی و برای مشخصه های مختلف

به دست آمده از این بررسی را نشان می دهد. براساس این شکل، هرچه طول پنجره های زمانی بیشتر شود، دقت تخمین برای تمامی مشخصه های سیگنال افزایش می یابد. مشکلی که با افزایش طول پنجره های زمانی به وجود می آید، زیاد شدن زمان مورد نیاز برای دریافت و پردازش پنجره های زمانی بزرگ تر است که باعث ایجاد تأخیر بیشتر در سیستم می شود. با بررسی شیب نمودارها که نشان دهنده میزان کاهش خطا به بهای افزایش طول پنجره می باشد، پنجره زمانی 350 میلی ثانیه به عنوان طول مناسب برای تقسیم بندی داده ها انتخاب می شود.

"شکل 2" بالا، نتایج دقت طبقه بندی با استفاده از مشخصه های مختلف و برای میزان تداخل متفاوت پنجره های زمانی را نشان می دهد. براساس این شکل، دقت طبقه بندی، با افزایش طول تداخل تغییر قابل ملاحظه ای پیدا نمی کند. از یک سو کاهش طول تداخل باعث افزایش تعداد پنجره های زمانی و

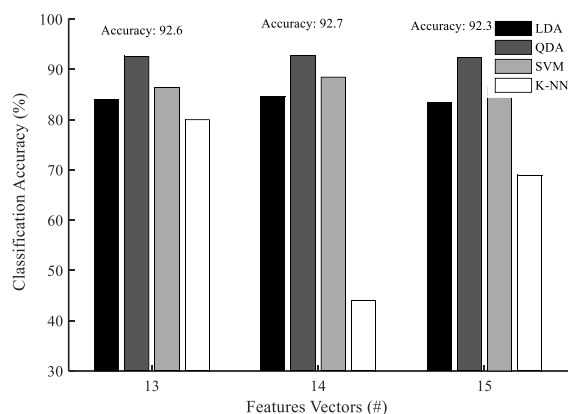


Fig. 4 Investigating the number of previous and future votes in classification accuracy

شکل 4 دقت طبقه‌بندی با استفاده از گروه انتخابی در مقایسه با بردار مشخصه‌های برتر

که ترکیب مشخصه‌های برتر حوزه برداری متشکل از هر کدام از گروه‌ها به صورت جداگانه، بهتر عمل کرده است. اما بازم تا اینجای کار نتیجه دقت به دست آمده از گروه 6 برای آنالیز تفکیک مربعی در بین این روش‌های بهترین عملکرد را داشته است که نشان می‌دهد ترکیب مشخصه‌های برتر از گروه‌های مختلف منجر به افزایش دقت برای این روش شده است. البته ترکیب بردار هادگین با مشخصه ضرایب خود کاهشی مرتبه 4 نیز در تحقیقات زیادی استفاده شده است که نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که این ترکیب عملکرد مناسبی دارد. در ادامه قصد داریم تا با اطلاعات به دست آمده از "شکل 3"، بردارهایی با دقت بالاتر را معرفی کنیم. گروه‌های 9 به بعد در واقع ترکیبی از مشخصه‌های هادگین با دیگر مشخصه‌ها می‌باشد. نتایج به دست آمده از این گروه‌ها نشان می‌دهد که ترکیب مشخصه‌های هادگین با مشخصه‌هایی از حوزه فرکانسی و حوزه زمان-وابسته به زمان دقت بالاتری از تمامی بردار مشخصه‌های مطرح شده در کارهای پیشین برای این دسته از داده‌های مربوط به کلاس‌های حرکتی شانه داشته‌اند. در بین گروه‌های 9 تا 14، گروه‌های 13 و 14 نسبت به بقیه دقت بالاتری برای روش آنالیز تفکیک مربعی از خود نشان داده‌اند. در نتیجه با توجه به نتایج به دست آمده از "شکل 3" و مشاهده برتری نسبی روش آنالیز تفکیک مربعی از این روش برای ادامه کار انتخاب می‌شود. گروه‌های 13 و 14 از لحاظ تنوع مشخصه‌ها با یکدیگر تفاوتی ندارند و تنها گروه 14 دارای مشخصه‌های بیشتری از یک حوزه نسبت به گروه 13 می‌باشد که این ادعای عدم نیاز به مشخصه‌های زیاد از یک گروه خاص برای افزایش دقت را دوباره اثبات می‌کند. حال با استفاده از نتایجی که از این قسمت حاصل شد، بردار مشخصه‌ای متشکل از مشخصه‌های برتر هر گروه به عنوان بردار اصلی برای ادامه کار انتخاب می‌شود. این بردار به عنوان گروه 15 و گروه برتر انتخاب می‌شود. "شکل 4" نتیجه طبقه‌بندی با استفاده از این گروه در کنار گروه‌های 13 و 14 را نشان می‌دهد. گروه 15 متشکل از مشخصه‌های، میانگین مقدار مطلق، طول شکل موج، تغییر علامت شیب، ضرایب مدل کاهشی مرتبه چهار، شیب مقدار مطلق متوسط و فرکانس میانگین می‌باشد. با توجه به "شکل 4"، این گروه با داشتن تعداد مشخصه‌های کمتر که به معنی هزینه محاسباتی پایین‌تر و تأخیر کمتر در سیستم می‌باشد، دارای دقت یکسان با گروه‌های 13 و 14 با استفاده از روش آنالیز تفکیک مربعی می‌باشد.

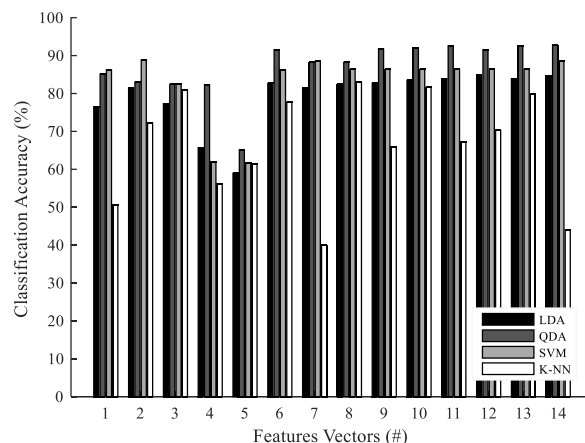


Fig. 3 Investigating common classification algorithms accuracy using different feature vectors

شکل 3 دقت روش‌های مختلف طبقه‌بندی با استفاده از بردار مشخصه‌های متفاوت برای کلاس‌های حرکتی شانه

به دست آمده در "شکل 3" اطلاعات بسیار مفیدی در ارتباط با نحوه انتخاب بردار مشخصه‌ها و همچنین روش طبقه‌بندی که در ادامه برای پیاده‌سازی برخط استفاده خواهد شد، به دست می‌آید. براساس نتایج به دست آمده در جدول 1 و نتایج به دست آمده از گروه‌های 1 و 2، تشکیل بردار مشخصه‌ای شامل چندین مشخصه حوزه زمان و انرژی تقریباً باعث بهبود عملکرد و افزایش دقت روش‌ها نشده است. دقت به دست آمده برای طبقه‌بندی با استفاده از این گروه‌ها بیشتر از دقت طبقه‌بندی با استفاده از مشخصه میانگین مقدار مطلق نبوده است. حتی در روش نزدیک‌ترین همسایه باعث کاهش دقت این روش شده است. تنها در روش ماشین بردار پشتیبان دقت کمی افزایش پیدا کرده است. همچنین با توجه به بردار مشخصه گروه 3، ترکیب چندین بردار حوزه زمان و دارای اطلاعات فرکانسی، تأثیر چندانی بر روی افزایش دقت هیچ‌یک از روش‌ها نداشته است. با توجه به گروه 4 نیز، تغییر چندانی در افزایش دقت این روش‌ها با ترکیب چندین مشخصه به وجود نیامده است. همچنین با توجه به گروه 5 نیز، ترکیب چندین مشخصه حوزه فرکانسی تنها باعث افزایش ناچیزی در دقت روش‌ها شده است. با توجه به موارد ذکر شده در بالا، ترکیب مشخصه‌ها از یک گروه باعث افزایش دقت طبقه‌بندی به میزان مطلوب نشده است و تنها استفاده از مشخصه‌ای با بیش‌ترین دقت طبقه‌بندی برای ادامه کار و ترکیب با دیگر مشخصه‌های حوزه‌ها دیگر توصیه می‌شود. گروه 6 برداری متشکل از منتخبی از مشخصه‌های حوزه‌های مختلف شامل حوزه زمان انرژی، حوزه زمان اطلاعات فرکانسی و حوزه زمان مدل پیش‌بینی می‌باشد. براساس نتایج به دست آمده، تنها روش آنالیز تفکیک مربعی افزایش قابل ملاحظه‌ای در دقت طبقه‌بندی داشته و در باقی روش‌های بهبودی در عملکرد طبقه‌بندی به دست نیامد. گروه 7 نیز برداری متشکل از مشخصه‌های حوزه زمان-انرژی، حوزه زمان-اطلاعات فرکانسی و حوزه زمان-وابسته به زمان می‌باشد که بازم مثل گروه 6، نتایج به دست آمده تنها افزایش دقت در روش آنالیز تفکیک مربعی را نشان می‌دهند. با مقایسه نتایج گروه‌های 6 و 7 به این نتیجه می‌رسیم که ترکیب مشخصه حوزه زمان-مدل پیش‌بینی، تأثیر بیشتری در افزایش دقت روش آنالیز تفکیک خطی داشته است. گروه 8 برداری متشکل از مشخصه‌هایی است که در تحقیقات به بردار هادگین معروف و در بسیاری از پژوهش‌ها این حوزه از این بردار استفاده می‌کنند. نتایج به دست آمده از گروه 8 نشان می‌دهد

4-2- الگوریتم رأی اکثریت

Output Class	VFE	999 29.4%	8 0.2%	0 0.0%	1 0.0%	99.1% 0.9%
	IER	0 0.0%	552 16.3%	6 0.2%	0 0.0%	98.9% 1.1%
	HFE	0 0.0%	0 0.0%	1018 30.0%	3 0.1%	99.7% 0.3%
	ABD	74 2.2%	0 0.0%	0 0.0%	734 21.6%	90.8% 9.2%
		93.1% 6.9%	98.6% 1.4%	99.4% 0.6%	99.5% 0.5%	97.3% 2.7%
		VFE	IER	HFE	ABD	
		Target Class				

Fig. 6 shoulder motion classification matrix using offline data

شکل 6 ماتریس پیچیدگی طبقه بندی کلاس های حرکتی شانه با استفاده از داده های خارج از خط

خواهد ماند. با افزایش تعداد رأی های اکثریت دقت طبقه بندی تا بالای 98% هم خواهد رسید. اما دقت 98% زمانی به دست می آید که تعداد رأی های بعدی به 20 عدد می رسد که با توجه به تأخیری که در سیستم ایجاد می کند، قابل قبول نیست. با بررسی نمودار، با کاهش 14 رأی بعد از رأی فعلی یعنی تنها با 6 رأی آینده می تواند به دقت بالای 97% رسید که تنها 1% از ماکزیمم دقت به دست آمده از این روش کمتر است. در حالت بهینه تعداد رأی های اکثریت 26 رأی قبلی و 6 رأی بعدی خواهد بود. حال با استفاده نتایج حاصل از الگوریتم رأی اکثریت برای روش آنالیز تفکیک مربعی، ماتریس پیچیدگی مربوط به این روش را ارائه می گردد. "شکل 6" ماتریس پیچیدگی تخمین مفصل شانه را نشان می دهد. دقت 97% حاکی از توانایی بردار مشخصه انتخابی به همراه روش رأی اکثریت در تخمین کلاس های حرکتی در حالت خارج از خط است. خطای موجود با بررسی پیشینه تحقیق مقداری قابل قبول محسوب می شود.

4-3- تخمین پیوسته و خارج از خط سینماتیک مفصل

بعد از مشخص شدن کلاس حرکتی مربوط به هر کدام از مفصل، نوبت به تخمین پیوسته زاویه ی هر مفصل در کلاس حرکتی مربوطه می رسد. برای افزایش دقت تخمین مربوط به هر کدام از کلاس ها، برای هر کلاس حرکتی یک شبکه متفاوت با پارامترهای متفاوت استفاده می شود. هر کدام از این شبکه ها، با استفاده از داده های آموزشی مربوط به همان کلاس حرکتی آموزش می بیند. در نتیجه برای مفصل شانه چهار شبکه مختلف متناظر با تعداد کلاس های حرکتی فعال این مفصل در نظر گرفته می شود. داده های آموزشی شبکه متشکل از مشخصه های انتخابی سیگنال و داده های مربوط به زوایای هدف می باشد. این زوایا داده هایی است که توسط سنسور موقعیت سنج در حین انجام تست به بازوی کاربر متصل بوده و ثبت شده است. حرکاتی که توسط کاربر انجام شد، حرکات هموار رفت و برگشتی با سرعت های مختلف در تمام بازه حرکتی هر درجه آزادی و همچنین تغییرات ناگهانی در زاویه ی مفصل و نگه داشتن بازو در یک مکان، برای لحظاتی می باشد. دلیل انتخاب این سیگنال ها، مشابهت این حرکات با حرکات هموار بازوی دست در زندگی روزمره فرد می باشد. در واقع واسط کاربری باید بتواند زاویه مفصل را در تمامی بازه ی حرکتی بازو و با سرعت های حرکت متفاوت، تخمین بزند. شبکه ای که برای تخمین زوایای مفصلی انتخاب شده، شبکه های عصبی با تأخیر زمانی در بردار ورودی متشکل از مقادیر

بعد از مسئله انتخاب پارامترهای مربوط به تقسیم بندی سیگنال، بردار مشخصه ها و روش طبقه بندی، این مشکل مطرح می شود که طبقه بندی با وجود دقت بالای 92% همچنان برای پیاده سازی دارای اشکالاتی می باشد. مشکل اصلی مربوط به نقش مدل طبقه بندی به عنوان یک کنترل کننده سطح بالا برای انتخاب درجه آزادی می باشد که قرار است در ربات پیرو کنترل شود. در صورتی که مدل طبقه بندی درجه آزادی اشتباهی را تخمین بزند، حرکات ناخواسته و نامطلوبی توسط بازوی ربات اجرا خواهد شد که باید این حرکات به حداقل خود برسد. خطاهایی که در طبقه بندی به دست آمده است را می تواند به دو دسته خطاهای فعال و غیرفعال تقسیم نمود [8]. برای کاهش خطای فعال، یک الگوریتم برای تصحیح این دسته از خطاها بکار رفته که به الگوریتم رأی اکثریت مشهور است. در این الگوریتم، با توجه به بیشترین فراوانی تعداد مشخصی از کلاس های حرکتی بعد و قبل از کلاس موردنظر، کلاس حرکتی تصحیح می شود. پارامترهایی که در این روش باید تنظیم شوند، تعداد کلاس های حرکتی قبل و بعد کلاس فعلی می باشد. مسئله مهمی که در این جا وجود دارد، تأخیر به وجود آمده در سیستم به واسطه تعداد کلاس های حرکتی بعد از کلاس موردنظر در پیاده سازی برخط خواهد بود. بر این اساس هرچه تعداد رأی های مربوط به کلاس های بعد بیشتری موردنظر باشد، الگوریتم منتظر پنجره های زمانی بیشتری می ماند تا کلاس فعلی را تصحیح کند. کلاس های بعدی بیشتر به معنی تأخیر بیشتر در سیستم کنترلی خواهد بود. اما این مشکل در ارتباط با کلاس های حرکتی قبل به وجود نخواهد آمد اما دقت تخمین با افزایش کلاس های حرکتی قبل به اندازه تعداد کلاس های حرکتی بعد بهبود پیدا نمی کند. در این بخش به بررسی پارامتر مربوط به تعداد رأی های الگوریتم رأی اکثریت بر روی افزایش دقت تخمین کلاس های حرکتی پرداخته می شود. برای این منظور نتایج مربوط به پیاده ساز الگوریتم رأی اکثریت با تعداد 40 کلاس حرکتی قبل و 20 کلاس حرکتی بعد به صورت ضربدری باهم مقایسه می شوند. تعداد رأی های بیشتر مربوط به کلاس های قبل به این دلیل انتخاب شده که محدودیتی برای استفاده از کلاس های قبل وجود ندارد. براساس نتایج به دست آمده از "شکل 5"، بدون استفاده از رأی قبلی و بعدی، دقت طبقه بندی همان 92% باقی

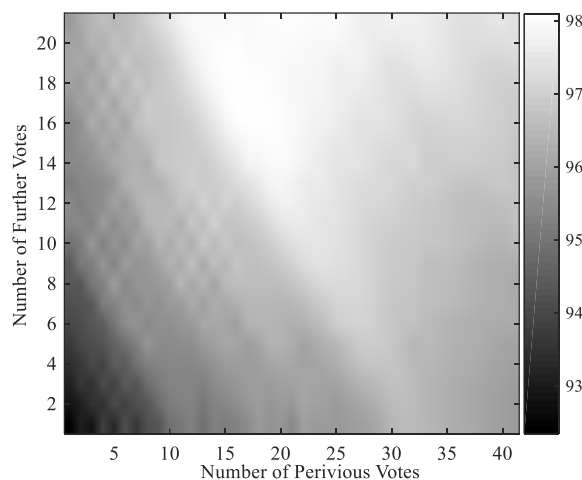


Fig. 5 Investigating the number of previous and future votes in classification accuracy

شکل 5 مقایسه تعداد رأی های قبل و بعد در روش رأی اکثریت برای افزایش دقت طبقه بندی

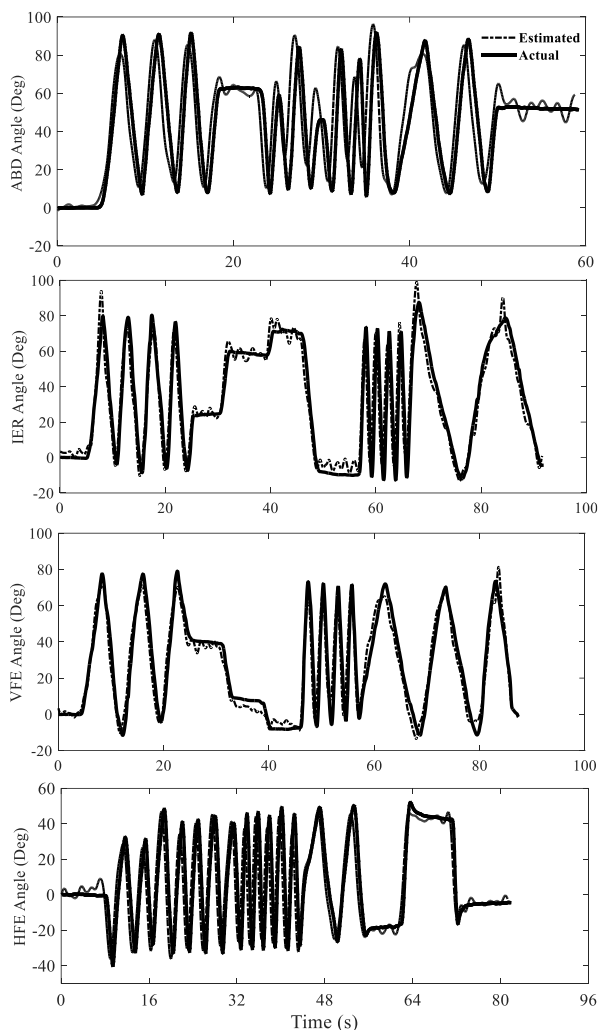


Fig. 9 Estimated and actual motion angle for 4 distinct motion classes of shoulder joint using offline data

شکل 9 مقدار واقعی و نتایج تخمین بدست آمده برای چهار کلاس حرکت شانه با استفاده از داده‌های خارج خط

نیست. این نوسانات باعث افزایش مقدار پارامتر مربع آر نیز خواهد شد. در نتیجه استفاده از یک فیلتر پایین گذر برای اصلاح تخمین‌های به‌دست آمده توسط شبکه قبل از محاسبه این پارامتر ضروری می‌باشد.

علاوه بر انتخاب پارامترهای مناسب برای بالا بردن دقت شبکه، بردار مشخصه‌ی بهینه نیز برای افزایش دقت و کاهش هزینه محاسباتی باید یافت شود. با توجه به "شکل 7"، همانند قسمت طبقه‌بندی، مشخصه‌های حوزه زمان نسبت به مشخصه‌های حوزه فرکانسی از دقت بالاتری برای تخمین پیوسته زوایای مفاصل برخوردار می‌باشند. در بین مشخصه‌های حوزه زمان نیز مشخصه‌های انرژی بیش‌ترین دقت تخمین را دارا هستند. دقت تخمین برای کلاس حرکتی فلکشن اکستنشن عمودی و افقی شانه تقریباً برای تمامی مشخصه‌های حوزه زمان بسیار بالا بوده و به‌تنهایی می‌توانند برای تخمین بکار گرفته شوند. اما مسئله‌ای که وجود دارد، تغییرات زیاد این مشخصه‌ها در زمان‌های طولانی می‌باشد که دقت تخمین‌ها را کاهش می‌دهد. در نتیجه استفاده از بردار مشخصه‌ای متشکل از مشخصه‌های برتر از هر گروه می‌تواند دقت تخمین را برای زمان‌های طولانی‌تر نیز ثابت نگه دارد.

با توجه به شباهت نتایج به‌دست آمده از نقش مشخصه‌ها در افزایش دقت مدل‌های تشخیص کلاس و تخمین زوایا، در این بخش پارامترها پنجره

مشخصه‌های سیگنال در لحظه فعلی و لحظات قبل می‌باشد.

شبکه انتخاب‌شده دارای سه لایه ورودی، مخفی و خروجی با توابع خطی، سیگموئید و خطی می‌باشند. در منابع اثبات شده که این نوع از شبکه‌ها توانایی ایجاد هر نگاشت خطی و غیرخطی را بین فضای ورودی و خروجی دارا می‌باشند. پارامترهایی که برای رسیدن به یک شبکه بهتر مورد نیاز است، تعداد نورون‌ها در لایه مخفی و تعداد تأخیر در ورودی‌های سیستم می‌باشد. افزایش هر کدام از این دو پارامتر باعث افزایش زمان آموزش شبکه و همچنین هزینه محاسباتی مورد نیاز برای تست شبکه با داده‌های جدید می‌باشد. در نتیجه لزوم رسیدن به پارامترهای بهینه برای حفظ برخط بودن سناریوی کنترلی ضروری می‌باشد. در فاز تست شبکه، شبکه‌های آموزش‌دیده برای تخمین زوایا با استفاده از داده‌هایی که قبلاً توسط شبکه دیده نشده است به کار می‌رود. برای اندازه‌گیری کارایی شبکه در تخمین داده‌های جدید از معیار مربع آر استفاده شده است. این روش یک روش آماری برای اندازه‌گیری میزان نزدیکی بودن داده‌های تخمین به داده‌های هدف می‌باشد. رابطه (2) تعریف این متغیر را نشان می‌دهد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{n=0}^N (\hat{y}(n) - y(n))^2}{\sum_{n=0}^N (\hat{y}(n) - \bar{y})^2} \quad (2)$$

در این رابطه، N تعداد نمونه‌ها، $\hat{y}(n)$ تخمین انجام شده توسط شبکه، $y(n)$ زاویه ثبت‌شده توسط سنسور و $\bar{y}$ میانگین مقادیر ثبت‌شده توسط سنسور زاویه می‌باشد. هر چه مقدار این متغیر به یک نزدیک‌تر باشد به معنی دقت بالای تخمین می‌باشد. نکته قابل توجه دیگر این‌که، شبکه عصبی به‌واسطه ماهیت خود دارای جواب‌های نوسانی می‌باشد که برای کنترل ربات مناسب

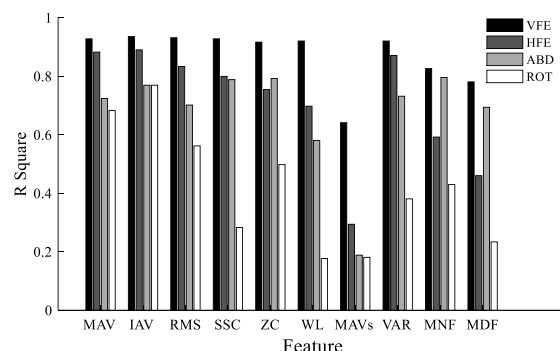


Fig. 7 Effect of different feature vectors in TDANN angle estimation accuracy

شکل 7 تأثیر مشخصه‌های مختلف سیگنال در دقت تخمین‌های شبکه عصبی برای کلاس‌های حرکتی شانه

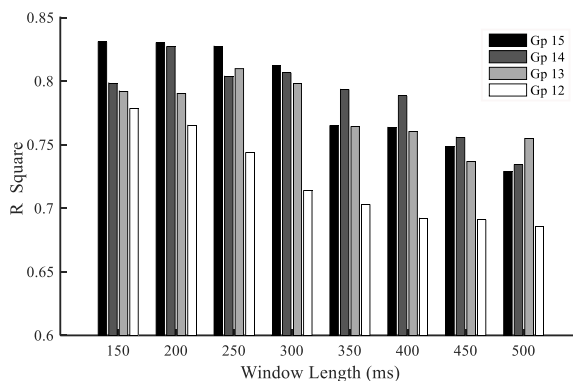


Fig. 8 Effect of window length in TDANN angle estimation accuracy with superior feature vectors

شکل 8 تأثیر طول پنجره زمانی در دقت تخمین‌های شبکه عصبی برای بردار مشخصه‌های برتر



Fig. 10 Online myoelectric control of Surena arm testbed

شکل 10 بستر تست کنترل مایو الکتریک برخط بازوی ربات سورنا

در واقع با توجه به فلوچارت الگوریتم کنترل مایو الکتریک، مدل طبقه بندی و شبکه عصبی نقش کنترل کننده سطح بالا را در این الگوریتم ایفا می کند و بعد از مشخص شدن نیت کاربر در این مرحله، نوبت به مشخص کردن موتورهای لازم برای تقلید حرکت و زوایای مطلوب هر موتور به صورت برخط می باشد. موتورها با استفاده از کنترل کننده های سطح پایین به مکان مطلوب مشخص شده در مرحله پیشین، هدایت خواهند شد. کنترل کننده سطح پایین استفاده شده، درواقع کنترل کننده موجود در درایور موتورهای داینامکسل بازوی ربات انسان نمای سورنا است. "شکل 10" نمایی از بستر تست آزمایشگاهی برای کنترل برخط بازوی ربات سورنا با استفاده از سیگنال های الکترومایوگرافی را نشان می دهد. نتایج به دست آمده از تخمین برخط کلاس های حرکتی مربوط به شانه در "شکل 11" نشان داده شده است. نقاطی که با ضربدر مشخص شده، مربوط به خروجی مدل طبقه بندی و نقاطی که با دایره مشخص شده، مربوط به کلاس درست است که در حین انجام تست مشخص شده است. از کاربر خواسته شد تا کلاس های حرکتی را به ترتیب از کلاس اول تا کلاس آخر تکرار کند. دقت طبقه بندی در حالت برخط برای مفصل شانه 91% بدست آمده است. در این تخمین خطاهای غیرفعال کمتر از خطاهای فعال است که دلیل آن را می توان وجود نویز در هنگام داده برداری و یا خستگی کاربر حین تست برشمرد.

از کاربر خواسته شده تا در هر درجه آزادی حرکات خود را کاملاً به صورت تصادفی اما ترکیبی از حرکات سینوسی با فرکانس های کم، متوسط و تند انجام دهد و در بعضی مواقع دست خود را ثابت نگه دارد. شبکه عصبی آموزش دیده با داده های خارج از خط که در بخش های پیشین بررسی شد، در این قسمت برای تخمین برخط زوایای مفصلی به کار گرفته شد. بردار مشخصه ای که کلاس حرکتی آن تشخیص داده شده است در مرحله بعد به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می شوند. داده های ورودی شبکه از بردار مشخصه ی پنجره زمانی فعلی و به تعداد تأخیرهای موجود در شبکه، بردار مشخصه های پنجره های زمانی قبلی احتیاج دارد. برای فراهم سازی این داده ها از شیفت رجیستر برای ثبت تعداد بردار مشخصه های لازم از لحظات قبل به عنوان ورودی به شبکه انتخاب شده است. داده های خروجی از شبکه با استفاده از یک فیلتر پایین گذر فیلتر می شوند تا از نوسانات موجود در تخمین ها کاسته شود. با توجه به میزان فواصل زمانی پنجره های زمانی با یکدیگر، نرخ داده های ورودی به شبکه و در نتیجه فرکانس تولید داده های زاویه ای توسط شبکه در حالت برخط مشخص می شود. به عنوان مثال در صورتی که فواصل پنجره های زمانی 60 میلی ثانیه باشد، تعداد دفعاتی که

زمانی برای بردار مشخصه های برتری که در بخش طبقه بندی انتخاب شد، باهم مقایسه می شوند. با بررسی "شکل 8" مشخص می شود که تقریباً برای تمامی بردارهای مشخصه، با افزایش طول پنجره زمانی، دقت تخمین کاهش میابد. از طرفی با کاهش طول پنجره زمانی، هزینه محاسباتی، هم برای آموزش شبکه و هم برای تست و پیاده سازی آن افزایش می یابد. با بررسی های صورت گرفته، پنجره زمانی با طول 200 میلی ثانیه به عنوان پنجره مناسب هم محدودیت برخط بودن و هم دقت بالای شبکه را ارضا می کند، انتخاب شد. "شکل 9" نتایج تخمین زوایای مربوط به هر کدام از کلاس های حرکتی شانه را در حالت خارج از خط نشان می دهد.

مقادیر مربع آر در "شکل 9" برای کلاس های حرکتی مختلف و به ترتیب از بالا به پایین، 86%، 91%، 93% و 91% محاسبه شده است. داده های آموزشی و تست شامل داده های حرکات نوسانی با دامنه ها و فرکانس های مختلف و حرکات ثابت می باشد که نتایج به دست آمده توانایی شبکه را در دنبال نمودن تغییرات با فرکانس های مختلف را نشان می دهد. در مورد حرکات ثابت به نظر می رسد که شبکه با توجه به ماهیتی که دارد نمی تواند داده ی خروجی ثابت تولید کند. به همین دلیل باعث ایجاد حرکات نوسانی ناخواسته هنگام کنترل برخط ربات خواهد شد. راهکاری که برای مقابله با این مشکل وجود دارد، استفاده از مدل طبقه بندی است. چنانچه مدل طبقه بندی برای تشخیص حالت ثابت نگه داشتن و تحرک مفصل در کلاس های مختلف آموزش ببیند، می تواند یک ضریب تصحیح به خروجی داده های شبکه عصبی اضافه کرده تا در صورتی که کلاس حرکتی ثابت تشخیص داده شود، ضریب تصحیح، دامنه این نوسانات را به صفر نزدیک کند. در نتیجه دقت تخمین ها با استفاده از این ضریب بهبود پیدا خواهد کرد.

5- تخمین برخط کلاس های حرکتی، زوایای مفصلی و پیاده سازی روی ربات

در بخش قبل مراحل رسیدن به یک مدل طبقه بندی موفق در تشخیص درست کلاس های حرکتی با استفاده از داده های خارج از خط توضیح داده شد. با توجه به نتایج به دست آمده، مدل حاصله در حالت خارج از خط به خوبی عمل کرده و قابلیت ورود به مرحله ی تست برخط را داراست. میزان تأخیر مجاز در این سیستم های کنترلی برای احساس راحتی بیمار بین 50 تا 400 میلی ثانیه در نظر گرفته می شود [22]. بنابراین با توجه به این موضوع، قید بلادرنگ بودن سیستم ایجاب می کند برای داشتن واسط کاربری بلادرنگ میزان تأخیر کمتر از این مقدار باقی بماند. سخت افزار مورد استفاده برای انجام تست ها، یک رایانه رومیزی با پردازشگر چهار هسته ای با فرکانس 2.90 گیگاهرتز و حافظه 8 گیگابایت می باشد. برای پیاده سازی برخط تخمین کلاس های حرکتی، برنامه ای در نرم افزار لَبوِو نوشته شده است که در این برنامه، داده های مربوط به سنسور با استفاده از منطق صف وارد یک حلقه شده و در این حلقه داده ها به صورت برخط به پنجره های زمانی با همپوشانی مشخص تقسیم بندی می شوند. سپس مشخصه های هر پنجره زمانی به صورت برخط محاسبه می شوند و به صورت یک بردار مشخصه و به عنوان ورودی به مدل طبقه بندی داده می شود. مدل نیز کلاس حرکتی را به عنوان خروجی خود تخمین می زند. در مرحله بعد، شبکه عصبی متناظر با کلاس تخمین خورده، زوایای حرکتی متناظر با بردار مشخصه ورودی را تخمین خواهد زد. سپس فرامین کنترلی متناسب با حرکت کاربر برای موتورهای ربات مشخص می شود.

مربوط به زاویه مطلوب و سرعت رسیدن به آن زاویه است، باید برای موتورهای مشخص شود. مقدار پارامتر سرعت مطلوب باید به گونه ای انتخاب شود که با توجه به سرعت تخمین زوایا توسط الگوریتم کنترلی، موتورهای ربات بتوانند به موقع و به صورت برخط به این زوایا برسند. در صورتی که این سرعت به اندازه کافی باشد، موتورهای ربات قادر خواهند بود مسیری که به صورت برخط توسط شبکه عصبی تولید می شود را دنبال کنند. "شکل 12" نتایج تخمین برخط و زوایای حرکتی درجه آزادی ربات را به همراه زوایای دقیق آن درجه که از سنسور زاویه سنج نصب شده روی دست کاربر حاصل شده را نشان می دهد. مربع آرم محاسبه شده در حالت تخمین برخط برای این شکل با چشم پوشی از تأخیر، به ترتیب از بالا به پایین برابر، 81%، 84%، 76% و 72% می باشد. تأخیر نهایی به وجود آمده در کنترل ربات از دو عامل تشکیل می شود. اولی تأخیر رابط کاربری برای تخمین زوایای حرکتی که از تعداد تأخیرهای موجود در شبکه عصبی و پنجره های زمانی و تعداد رأی های اکثریت آینده تشکیل شده و بخش دوم تأخیر بوجود آمده ناشی از پیاده سازی روی ربات می باشد. "شکل 12" نشان می دهد که تقریباً ربات بدون تأخیر محسوس و خطا، خروجی شبکه عصبی را با کنترل کننده سطح پایین خود دنبال می کند و با فاصله زمانی کمتر از 300 میلی ثانیه، نسبت به مسیر اصلی حرکت می کند. بنابراین قید بلادرنگ بودن ارضا می شود.

در ادامه شبیه سازی مقاوم بودن روش در مقابل تعدادی اغتشاش خارجی بررسی شد. این اغتشاش شامل برخورد با الکترودهای داده برداری و یا تغییر مکان جزئی آن ها است. "شکل 13" تخمین زاویه را در حالتی که به سیستم چند اغتشاشات ناگهانی وارد شود، نشان می دهد. همان طور که از این شکل مشخص است، الگوریتم به سرعت، خروجی تخمین زاویه را به سمت مقدار مطلوب که از سنسور زاویه به دست می آید، هدایت می کند. با توجه به این شکل، محل های مشخص شده به عنوان اغتشاش، اغتشاش وارده با اعمال نیروی خارجی به صورت اغتشاش به دست کاربر بوده و همچنین به طور

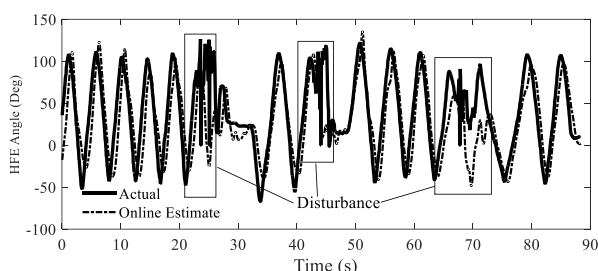


Fig. 13 Method robustness against using online data

شکل 13 بررسی مقاومت روش در مقابله با اغتشاشات خارجی با داده های برخط

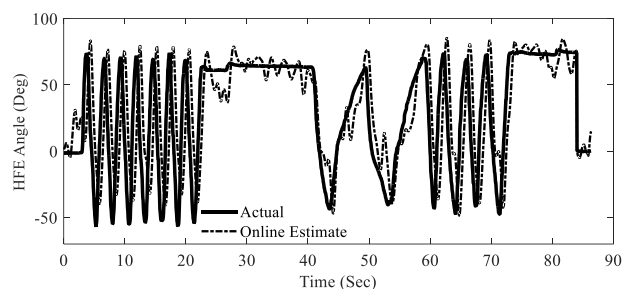


Fig. 14 Method robustness against time variant nature of EMG signals using online data

شکل 14 مقاومت روش در مقابله ذات متغیر بازمان سیگنال های الکترومایوگرام با استفاده از داده های برخط

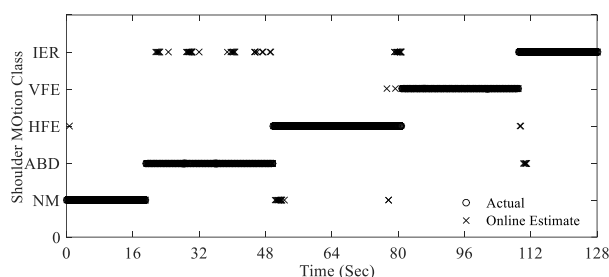


Fig. 11 Motion classification estimation using online data

شکل 11 نتایج تخمین برخط کلاس های حرکتی مفصل شانه با داده های برخط

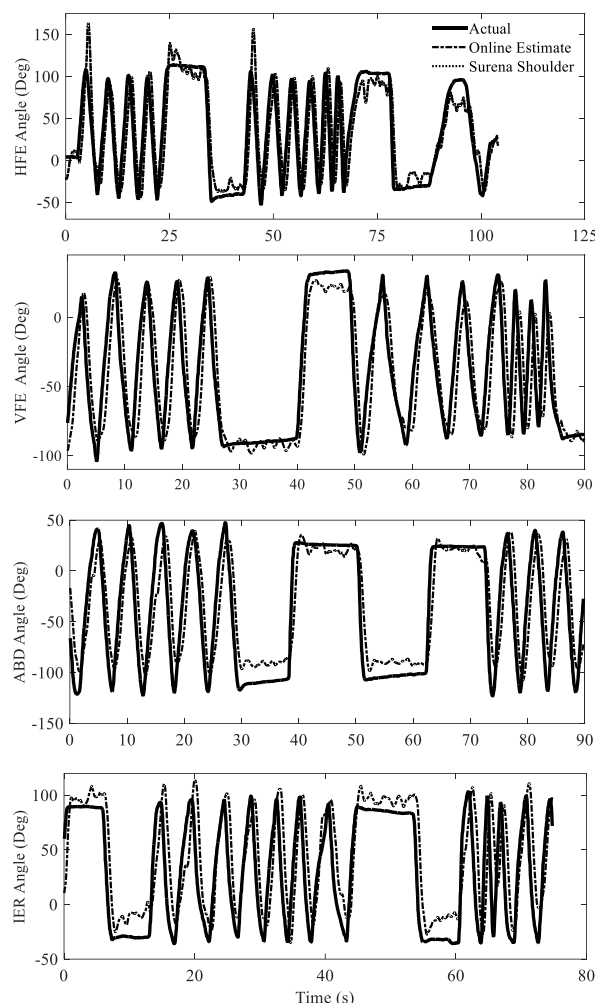


Fig. 12 Actual, estimated motion angle and surena arm trajectory for shoulder joint using online data

شکل 12 مقدار واقعی، نتایج تخمین و مسیر حرکت بازوی ربات سورنا برای چهار کلاس حرکت شانه با استفاده از داده های برخط

شبکه زاویه را تخمین میزند نزدیک به 17 بار در ثانیه خواهد بود که نرخ مناسبی برای داده های ورودی به موتورهای ربات خواهد بود. با توجه به میزان تأخیرهای موجود در شبکه، میزان تأخیر در تخمین زاویه و در نتیجه کنترل ربات مشخص می شود. در مورد کلاس های حرکتی مختلف، تعداد تأخیرهای هر شبکه برای داشتن بیشترین دقت تخمین متفاوت خواهد بود. دقت روش در تخمین برخط زوایای مفصلی، توانایی این روش را برای پیاده سازی برخط بر روی بازوی ربات سورنا نشان می دهد. فرآیند کنترل کننده سطح پایین موتورهای سورنا در نرم افزار لب ویو پیاده سازی شده و دو فرمان که یکی

- Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 58, No. 6, pp. 1698-1705, 2011.
- [3] A. J. Young, L. H. Smith, E. J. Rouse, L. J. Hargrove, Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 60, No. 5, pp. 1250-1258, 2013.
 - [4] E. Scheme, A. Fougner, Stavdahl, A. Chan, K. Englehart, Examining the adverse effects of limb position on pattern recognition based myoelectric control, *32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Buenos Aires, Argentina, August 31-September 4, 2010.
 - [5] M. S. Erkilinc, F. Sahin, Camera control with EMG signals using principal component analysis and support vector machines, *IEEE International Systems Conference*, Montreal, Canada, April 4-7, 2011.
 - [6] J. M. Fontana, *Classification of EMG Signals to Control a Prosthetic Hand Using Time-Frequency Representations and Support Vector Machines*, PhD Thesis, Department of Mechanical Engineering, Louisiana Tech University, Louisiana, 2010.
 - [7] A. D. Chan, K. B. Englehart, Continuous myoelectric control for powered prostheses using hidden Markov models, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 52, No. 1, pp. 121-124, 2005.
 - [8] P. Erik Scheme, P. Kevin, Englehart, Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: State of the art and challenges for clinical use, *Journal of Rehabilitation Research and Development*, Vol. 48, No. 6, pp. 643, 2011.
 - [9] A. Fougner, Stavdahl, P. J. Kyberd, Y. G. Losier, P. A. Parker, Control of upper limb prostheses: terminology and proportional myoelectric control a review, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 20, No. 5, pp. 663-677, 2012.
 - [10] M. Yoshikawa, M. Mikawa, K. Tanaka, A myoelectric interface for robotic hand control using support vector machine, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Diego, USA, Oct 29-Nov 2, 2007.
 - [11] G. Cheron, J. P. Draye, M. Bourgeois, G. Libert, A dynamic neural network identification of electromyography and arm trajectory relationship during complex movements, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 43, No. 5, pp. 552-558, 1996.
 - [12] A. L. Fougner, *Proportional Myoelectric Control of a Multifunction Upper-Limb Prosthesis*, PhD Thesis, Department of Engineering Cybernetics, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, 2007.
 - [13] A. T. Au, R. F. Kirsch, EMG-based prediction of shoulder and elbow kinematics in able-bodied and spinal cord injured individuals, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, No. 4, pp. 471-480, 2000.
 - [14] D. Stegeman, H. Hermens, *Standards for surface electromyography: The European project Surface EMG for non-invasive assessment of muscles (SENIAM)*, pp. 108-112, Enschede: Roessingh Research and Development, 2007.
 - [15] J. Rosen, J. C. Perry, N. Manning, S. Burns, B. Hannaford, The human arm kinematics and dynamics during daily activities-toward a 7 DOF upper limb powered exoskeleton, *12th International Conference on Advanced Robotics*, Seattle, USA, July 17-20, 2005.
 - [16] E. Criswell, *Cram's Introduction to Surface Electromyography*, pp. 301-313, Sudbury: Jones & Bartlett Publishers, 2010.
 - [17] E. A. Clancy, E. L. Morin, R. Merletti, Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography, *Journal Of Electromyography And Kinesiology*, Vol. 12, No. 1, pp. 1-16, 2002.
 - [18] G. De Luca, *Fundamental Concepts in EMG Signal Acquisition*, pp. 12-24, Massachusetts: Delsys Inc, 2003.
 - [19] P. Konrad, *The ABC of EMG: A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*, pp. 30-35, Arizona: Noraxon Inc, 2005.
 - [20] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, C. Limsakul, Feature reduction and selection for EMG signal classification, *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 8, pp. 7420-7431, 2012.
 - [21] M. Hakonen, H. Piitulainen, A. Visala, Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications, *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 18, No. 1, pp. 334-359, 2015.
 - [22] J. U. Chu, I. Moon, M. S. Mun, A real-time EMG pattern recognition system based on linear-nonlinear feature projection for a multifunction myoelectric hand, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 11, pp. 2232-2239, 2006.

همزمان با تغییرات جزئی محل نصب الکترودها همراه بوده است. با توجه به این شکل، بعد از قطع اغتشاش، خروجی مدل به زاویه دقیق یا همان زاویه سنسور زاویه‌ی نزدیک می‌شود. همچنین برای مشخص شدن مقاومت روش در مقابل تغییرات سیگنال در بلندمدت نیز، شبکه آموزش‌دیده در روزهای بعد تست شدند. "شکل 14" نتایج تخمین با استفاده از داده‌های آموزشی دو روز قبل از انجام این تست را نشان می‌دهد. دقت تخمین‌ها مقداری کاهش پیدا کرده است، اما باز هم این دقت در مقایسه با دقت‌های تحقیقات پیشین قابل توجه است. قسمت اعظم عدم دقت شبکه مربوط به تخمین زوایای ثابت است، اما در مورد تغییرات، هنوز هم شبکه به دقت خوبی این تغییرات را تخمین می‌زند. با این وجود توصیه می‌شود، برای داشتن تخمینی با حداکثر دقت، شبکه در هر روزی که آزمایش می‌شود، در همان روز یک بار آموزش ببیند. نتایج تخمین برخط زوایای ربات پیشرفت چشمگیری را نسبت به تخمین‌های پیشین در این حوزه را نشان می‌دهد. باوجود نوب‌های بسیار باقی‌مانده در سیگنال‌ها با توجه به شرایط داده‌برداری و غیر ایده‌آل بودن این شرایط تخمین‌های حاصله توانایی روش استفاده شده را برای پیاده‌سازی بر روی پروتزها نشان می‌دهد. این نتایج نشان می‌دهند که شبکه عصبی آموزش دیده قادر است کلیه درجات آزادی مربوط به مفاصل بالا تنه را با دقت مناسبی تخمین بزند که دارای قابلیت پیاده‌سازی برخط بر روی بازوی رباتیکی و در مرحله بعد یک پروتز اندام مصنوعی است.

6- نتیجه‌گیری

این مقاله رابط کاربری انسان- ربات دو مرحله‌ای را در پیشنهاد می‌دهد که از دو فاز تخمین کلاس‌های حرکتی به عنوان یک کنترل‌کننده سطح بالا و چهار مدل شبکه عصبی متناظر با هر کدام از کلاس‌های حرکتی مفصل شانه تشکیل شده است. با بررسی دقت الگوریتم‌های مرسوم در این حوزه برای تخمین کلاس‌های حرکتی، الگوریتم آنالیز تفکیک مربعی با یک بردار مشخصه برتر و برای تخمین پیوسته زوایای مفصل شانه، مدل شبکه عصبی با تأخیر زمانی در ورودی انتخاب شد. این مدل‌ها در ابتدا با داده‌های خارج ازخط آموزش می‌بینند و تست می‌شوند. در صورت موفقیت مدل در تخمین داده‌های خارج ازخط، مدل برای تخمین کلاس‌های حرکتی و زوایای مفصلی برخط تست می‌شوند. نتایج تخمین برخط کلاس‌های حرکتی و نتایج تخمین پیوسته زوایای مفصلی پیشرفت قابل ملاحظه‌ای در این حوزه را نشان می‌دهد. دقت تخمین‌های حاصله به علاوه مقاومت این مدل‌ها در مقابل اغتشاش خارجی و سهولت پیاده‌سازی این روش‌ها، واسط کاربری پیشنهادی را یک الگوریتم مناسب برای استفاده در پروتزهای فعال برای معلولین و جانبازان می‌سازد.

7- مراجع

- [1] I. Moon, M. Lee, J. Chu, M. Mun, Wearable EMG-based HCI for electric-powered wheelchair users with motor disabilities, *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Barcelona, Spain, April 18-22, 2005.
- [2] E. J. Scheme, K. B. Englehart, B. S. Hudgins, Selective classification for improved robustness of myoelectric control under nonideal conditions, *IEEE*