مجله مهندسی مکانیک مدرس، آذر 1396، دوره 17، شماره 9، ص‌ص 1-12

ماهنامه علمی پژوهشی

مهندسی مکانیک مدرس

mme.modares.ac.ir

کنترل مایوالکتریک تناسبی و برخط درجات آزادی شانه یک ربات انسان‌نما با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام

آرمین احرام‌پوش[1]، عقیل یوسفی‌کما[2*]، موسی آیتی[3]، سید سعید محتسبی[2]

1- فارغ التحصیل کارشناسی‌ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تهران، تهران
2- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تهران، تهران
3- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه تهران، تهران
* تهران، صندوق پستی 11155-4563، aykoma@ut.ac.ir

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 بالاتنه
آنالیز تفکیک مربعی
شبکه عصبی با تأخیر زمانی در ورودی

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم دو مرحله‌ای برای کنترل مایوالکتریک تناسبی بازوی ربات انسان‌نمای سورنا 3 ارائه می‌شود که از ترکیب نقاط قوت روش‌های کنترلی مطرح در این حوزه یعنی کنترل الگو محور و کنترل همزمان تناسبی برای افزایش دقت تخمین‌ها استفاده می‌کند. هدف از این تحقیق، ارائه یک واسط کاربری انسان-ربات می‌باشد که بین فعالیت‌های الکتریکی ماهیچه‌ای که به سیگنال‌های الکترومایوگرام معروف هستند و زوایای درجات آزادی مفصل شانه متناظر با این ماهیچه‌ها 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 الگوریتم‌های طبقه‌بندی معروف در حوزه کنترل مایوالکتریک به همراه بردار مشخصه‌هایی متشکل از مشخصه‌های حوزه‌های زمان و فرکانس برای رسیدن به روش طبقه بندی آنالیز تفکیک مربعی با دقت بالای 97% و یک بردار مشخصه برتر بررسی شده‌اند. 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 درجه‌آزادی به‌کار می‌رود. مدل شبکه عصبی و آنالیز تفکیک در ابتدا با استفاده از داده‌های خارج ازخط آموزش می‌بینند و با استفاده از داده‌های برخط تست می‌شوند. دقت به‌دست آمده از تخمین زوایا مفاصل در حالت خارج ازخط و برخط و شبیه‌سازی 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 futures 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

همه ساله افراد زیادی در دنیا به خاطر حوادث و بیماری‌ها دچار نقص عضو، معلولیت و یا مشکلات حرکتی در بالاتنه خود به ویژه بازوها و دست‌های خود می‌شوند. محققان و مهندسان زیادی در سال‌های اخیر با طراحی پروتزها و وسایل توان‌بخشی متعدد درصدد کمک به بهبود زندگی و بازگرداندن توانایی‌های حسی و حرکتی به این عزیزان بوده‌اند. یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های موجود در این پروتزها و وسایل توان‌بخشی، نحوه کنترل آن توسط فردی که دچار معلولیت و یا قطع عضو می‌باشد، است و به‌طور کلی

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:

طراحی واسط‌های کاربری برای این دسته از افراد از بخش‌های مهم تحقیقات در خصوص بهبود و توسعه وسایل توان‌بخشی بوده است. با افزایش افرادی که برای کار با واسط‌های کاربری معمول نظیر صفحه کلید و یا جوی‌استیک دچار مشکل می‌شوند، نیاز به به‌کارگیری واسط‌های کاربری جدید انسان- ربات که مشکلات واسط‌های مرسوم را برطرف کند، بیش از پیش احساس می‌شود. در میان واسط‌های 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 مایوالکتریک، 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 حرکتی[1] انجام نمی‌دهند یا اعضای بدن خود را حرکت می‌دهند، ایجاد کنند. به‌عنوان مثال، با قرار دادن الکترودهای 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 توان‌بخشی را دریافت کرد. با رمزگشایی الگوهای این سیگنال‌ها، می‌توان از آن‌ها در سیستم کنترلی مایوالکتریک برای کنترل پروتزها و یا سیستم‌های توان‌بخشی 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 برمبنای محتوای سیگنال الکترومایوگرام به دستگاه ارسال کند. مهم‌ترین مزیت استفاده از سیستم کنترل مایوالکتریک 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 قابل‌حمل 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 مایوالکتریک به روش غیرتهاجمی، قابل ثبت بوده و می‌توان از آن‌ها در کنترل نیرو و یا سرعت هر سناریو کنترلی استفاده کرد. امروزه کنترل مایوالکتریک به‌عنوان یک جایگزین برای پروتزهای غیرفعالی 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 مایوالکتریک، این روش تا تجاری‌سازی کامل، فاصله قابل‌توجهی 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 توان‌بخشی بیماران و معلولین، اگزواسکلتون‌ها، 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 مایوالکتریک 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 [4,3]، ماشین بردار پشتیبان [6,5] 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 یازده 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]. یوشیکاوا از یک رابط دو فازی که در فاز اول درجه آزادی مربوط به مچ، آرنج و یا دست با استفاده از

[1] Static muscle contraction

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان مشخص می‌شود و در فاز دوم مقدار زوایای هرکدام به‌صورت پیوسته تخمین می‌خورد، استفاده کرد [10]. نگاشت بین مشخصه‌ها 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 به‌صورت 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 پرداخته‌اند، از یکی از انواع شبکه‌های عصبی برای نگاشت بین سیگنال الکترومایوگرام به متغیرهای نیرویی و گشتاوری و یا سینماتیکی موردنیاز برای کنترل حرکت موتور، استفاده کرده‌اند. روش شبکه عصبی چند لایه و روش عصبی بازگشتی در مرجع [11] برای تخمین گشتاورها و نیروها بکار رفته‌اند و در مرجع [12] برای تخمین زوایا و یا موقعیت به‌کار رفته‌اند. 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 لایه‌ها 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]. ورودی‌های 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 سیگنال‌های فیلتر شده بجای مشخصه‌های سیگنال به‌عنوان ورودی شبکه استفاده کرده و این نگاشت را بر روی یک فرد عادی و سالم و یک فرد دارای معلولیت پیاده‌سازی کرده و تمامی متغیرهای سینماتیکی نظیر مکان، سرعت و شتاب را از روی سیگنال‌ها به دست آورد. نتیجه‌ی 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 پیاده‌سازی نشده است. البته همان‌طور که در بررسی پیشینه تحقیق اشاره شد، کیرسچ به همراه همکارانش با روش کنترل همزمان تناسبی، درجات آزادی شانه را با دقتی محدود کنترل نموده‌اند. در این تحقیق قصد داریم برای اولین بار با استفاده از روش میوتکس تناسبی زوایای مربوط به شانه را از روی داده‌های نوار عضله به صورت برخط استخراج کرده و بر روی ربات انسان‌نمای سورنا 3 پیاده‌سازی نماییم. در واقع در این تحقیق به طراحی یک واسط کاربری انسان-ربات پرداخته می‌شود که با استفاده از داده‌های 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 می‌شود و با استفاده از این زوایا، درجات آزادی مشابه شانه ربات انسان‌نمای سورنا کنترل می‌شود.

در ادامه این مقاله، در بخش دوم به صورت خلاصه روش میوتکس تناسبی توضیح داده می‌شود. در بخش سوم داده‌برداری از طریق بستر تست و مراحل مورد نیاز برای پیش‌پردازش سیگنال‌ها قبل از ورود به مرحله تشخیص نیت توضیح داده می‌شود. در بخش چهارم، تشخیص نیت متشکل از دو فاز تشخیص کلاس حرکتی و تخمین پیوسته زوایای حرکتی با استفاده

داده‌های خارج ازخط شرح داده می‌شود. در نهایت در بخش پنجم تخمین‌ها با داده‌های برخط انجام صورت می‌گیرد و بر روی شانه ربات انسان‌نما سورنا 3 پیاده‌سازی می‌شود.

2- کنترل میوتکس تناسبی

الگوریتم میوتکس تناسبی، در واقع استفاده از یک مدل طبقه‌بندی برای انتخاب درجه آزادی و همچنین یک مدل رگرسیون برای تخمین پیوسته زوایای مفاصل به‌صورت جداگانه در هر درجه آزادی می‌باشد. این الگوریتم یک الگوریتم دومرحله‌ای است که از نقاط قوت هر یک از روش‌های تشخیص نیت تناسبی و الگومحور برای ترجمه هر چه بهتر سیگنال‌های الکترومایوگرافی به متغیرهای سینماتیکی موردنیاز برای کنترل ربات پیرو استفاده می‌کند. سیگنال‌های الکترومایوگرام بعد از ثبت شدن، فیلتر شده و مشخصه‌های موردنیاز از این سیگنال‌ها استخراج می‌شوند. سپس در فاز اول، مدل طبقه‌بندی براساس داده‌هایی که با آن آموزش دیده است، درجه آزادی متناظر با داده‌های دریافتی را تشخیص می‌دهد. با توجه به اهمیت تشخیص درست کلاس‌های حرکتی توسط مدل طبقه‌بندی و ایجاد حرکات ناخواسته در ربات و یا پروتز که به‌واسطه تخمین نادرست کلاس حرکتی به وجود می‌آید، از یک الگوریتم به نام رأی اکثریت برای بالا بردن دقت طبقه کلاس‌ها استفاده می‌شود. در فاز دوم با توجه به این‌که چه کلاس حرکتی توسط مدل طبقه‌بندی انتخاب شده باشد، شبکه عصبی متناظر با همان کلاس زوایای مفاصل را براساس داده‌های آموزشی تخمین می‌زنند. در مرحله بعد فرامین کنترلی متناظر با حرکت مشابه در ربات آماده و با استفاده از کنترل‌کننده سطح پایین بر روی موتورهای ربات سورنا 3 پیاده‌سازی می‌شود. "شکل 1" فلوچارت این روش را نشان می‌دهد.

3- داده‌برداری و پیش‌پردازش سیگنال‌های الکترومایوگرام

این قسمت به ضروری‌ترین مسائل طراحی یک بستر تست داده‌برداری دقیق، فرکانس‌های قطع برای فیلترهای استفاده شده به منظور از بین بردن نویز موجود در سیگنال‌ها و الگوریتم‌های موردنیاز پیش‌پردازش داده می‌پردازد. هدف از این بخش فراهم آوردن سیگنال‌هایی با کیفیت بالا است که در آن اطلاعات موردنیاز 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 داده‌های الکترومایوگرافی و حرکتی

دستگاهی که برای ثبت داده‌های فعالیت ماهیچه‌ها به‌کار رفته، سنسور ای‌وی 16بی می‌باشد. این دستگاه دارای 8 کانال داده‌برداری بوده که اطلاعات را از طریق بلوتوث و به‌صورت بی‌سیم به رایانه منتقل می‌کند. این سنسور دارای یک آمپلی‌فایر نویز پایین به همراه یک مبدل آنالوگ به دیجیتال با سرعت 24 کیلوبایت بر ثانیه است که قابلیت داده‌برداری با فرکانس 1 کیلوهرتز را دارد. در این پژوهش از روش دوقطبی با الکترودهای تر و فاصله‌ی بین الکترودی 20 میلی‌متر استفاده شده است [14]. این الکترودها مدل اف‌آرجی‌وان و متعلق به شرکت اسکین تکت بوده که به خاطر اندازه کوچک آن، الکترود نوزاد نام دارد و در این پژوهش برای داده‌برداری دقیق‌تر مناسب هستند. مفصل شانه دارای سه درجه آزادی است که در کنترل مایوالکتریک این سه درجه‌ی آزادی به چهار کلاس تقسیم‌بندی می‌شوند: 1-ابداکشن/ اداکشن[1] 2- فلکسشن / اکستنشن افقی[2] 3- فلکسشن/ اکستنشن عمودی[3] 4- چرخش داخلی/ خارجی[4][15]. برای مشخص کردن ماهیچه‌هایی که باید فعالیت آن‌ها ثبت شود، با بررسی آناتومی و ماهیچه‌های درگیر در درجات آزادی شانه، یک گروه از ماهیچه‌هایی شامل 5 ماهیچه: کانال 1) دلتوید قدامی[5]، کانال 2)

---

[1] Abduction/ Adduction
[2] Horizontal flexion/ extension
[3] Vertical flexion/ extension
[4] Internal/ External Rotation
[5] Deltoid anterior

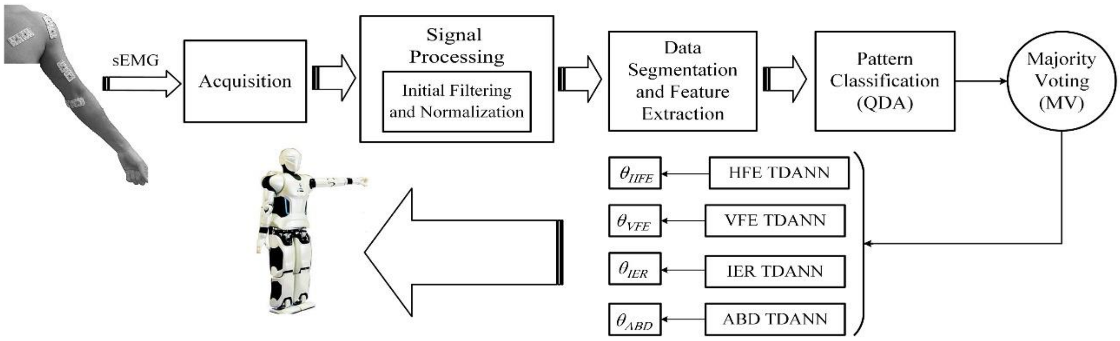

Fig. 1 Proportional mutex myoelectric control flow chart

شکل 1 فلوچارت روش کنترل مایوالکتریک تناسب

دلتوید خلفی[1]، کانال 3) پکتوریالیس اصلی[2]، کانال 4) ترس اصلی[3] و کانال 5) اینفراسپیناتوس[4] انتخاب شدند [15]. برای یافتن محل دقیق قرارگیری الکترودهای داده‌برداری از منبع [16] استفاده شده است. این ماهیچه‌ها حداقل تعداد ماهیچه‌هایی هستند که با توجه به آناتومی در تمامی درجات آزادی و کلاس‌های حرکتی موردنظر، شرکت دارند. در این تحقیق، کاربر یک فرد مذکر با 25 سال سن و بدون هیچ‌گونه معلولیت حرکتی انتخاب شد. با توجه به این‌که سیگنال‌ها الکترومایوگرام اخذ شده از افراد مختلف با یکدیگر متفاوت خواهد بود، بنابراین با استفاده از سیگنال‌های اخذ شده از یک فرد خاص نمی‌توان الگوی حرکت کلی برای واسط‌های کاربری که مورد استفاده همه افراد واقع شود، تعریف نمود. در واقع برای این‌که این واسط کاربری برای هر فرد به‌کار رود می‌بایست به صورت جداگانه با استفاده از داده‌های آموزشی همان فرد، مدل‌های طبقه‌بندی و تخمین زوایا را آموزش داد.

کاربر در حالت ایستاده قرار گرفته و از او خواسته شد تا حرکات مشخص برحسب اراده‌ی خود به‌صورت تصادفی، در فضایی که تمامی فضای کاری هر درجه آزادی را در برمی‌گیرد، انجام دهد. این حرکات شامل حرکات سینوسی با فرکانس‌های کم، متوسط و بالا و ثابت نگه‌داشتن بازو در یک زاویه خاص بود. بین 15 تا 20 سری داده برای هر درجه آزادی شانه داده‌برداری شد که مدت زمان داده‌برداری در هر نوبت بین 45 تا 60 ثانیه بود و همچنین بعد از هر سری داده، 1 دقیقه استراحت برای جلوگیری از خستگی ماهیچه‌های کاربر در نظر گرفته شد.

پروسه‌ای که به موازات ثبت داده‌های مربوط به فعالیت ماهیچه‌ها به‌عنوان محرک مفاصل و یا ورودی به سیستم بازوی انسان انجام می‌شود، ثبت داده‌های سینماتیکی و حرکتی به‌عنوان خروجی سیستم بازو، متناظر با داده‌های الکترومایوگرافی است. به زبانی دیگر، برای آموزش مدل پیشنهادی، لازم است تا مجموعه‌هایی متشکل از داده‌های مربوط به فعالیت ماهیچه‌ها به‌عنوان ورودی مدل و داده‌های سینماتیک مربوط به حرکت هر درجه آزادی خاص بازو که از لحاظ زمانی با داده‌های نوار عضله متناظر است، در دسترس باشد. برای این منظور از یک سنسور دنبال کننده حرکت برای ثبت زوایای هر مفصل به‌عنوان خروجی سیستم، برای آموزش مدل استفاده شده است. سنسوری که برای این کار انتخاب‌شده، سنسور تی‌اس‌اس-دابلیواس-اس[5] ساخت شرکت مهندسی یوست است که قابلیت انتقال بی‌سیم داده‌های را با استفاده از دریافت‌کننده داده‌ها از سنسور زاویه‌سنج دارد. این سنسور داده‌ها را با فرکانس 100 هرتز نمونه‌برداری می‌کند. برای پردازش سیگنال‌های نوار عضله و ساخت مدلی که ارتباط بین سیگنال‌های الکترومایوگرافی با متغیرهای سینماتیک حرکت بازو را نشان دهد، می‌بایست داده‌ها دارای نرخ نمونه‌برداری یکسان باشند. به همین منظور با استفاده از میان‌یابی، داده‌های لازم برای فرکانس داده‌برداری 1 کیلوهرتز که مساوی نرخ نمونه‌برداری سیگنال‌های الکترومایوگرافی می‌باشد، فراهم می‌آیند.

3-2- کاهش نویز در سیگنال

سیگنال‌های الکترومایوگرافی به‌واسطه دامنه کوچک که معمولاً کمتر از 10 میلی ولت است، به نویز حساس هستند. اولین مرحله در پیش‌پردازش سیگنال‌های الکترومایوگرام، کاهش نویزهای موجود در این سیگنال برای افزایش دقت تخمین می‌باشد. به دلیل تغییرات فرکانس‌پایین سیگنال به‌واسطه جابجایی الکترودها و یا سیم‌های متصل به الکترودها که محدوده‌ای بین 0 تا 20 هرتز را در برمی‌گیرد، فرکانس قطع بالا در فیلترهای بالاگذری که برای این سیگنال‌های استفاده می‌شود 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 می‌شود 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 فرکانس‌های بالای 500 هرتز نویز در نظر گرفته می‌شود. فیلتری که برای این منظور استفاده شده است، باترورث 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 نمونه‌برداری نایکوئیست، فرکانس داده‌برداری برای جلوگیری از آلیاسینگ[6] می‌بایست دو برابر بیش‌ترین فرکانس موجود در سیگنال باشد. همان‌طور که بیان شد غالب انرژی سیگنال الکترومایوگرام در فرکانس‌های کمتر از 400 هرتز قرار دارد؛ بنابراین با نرخ نمونه‌برداری یک کیلوهرتز می‌توان محتوای سیگنال الکترومایوگرام را دریافت نمود.

برای کم کردن اثر وابستگی داده‌ها به شرایط آزمایش و غلبه بر عدم قطعیت در مقیاس سیگنال الکترومایوگرافی، داده‌ها براساس بیش‌ترین انقباض ارادی ممکن[7] توسط کاربر، نرمال‌سازی شده است [19].

3-3- قسمت‌بندی داده‌ها

[1] Deltoid posterior
[2] Pectoralis Major
[3] Teres Mufajor
[4] Infraspinatus
[5] TSS-WL-S
[6] Aliasing
[7] Maximum Voluntary Contraction (MVC)

به‌منظور 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 مجاور[1] 2) پنجره‌های روی‌هم[2]. 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 به‌دست‌آمده 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 تخمین‌گرهای 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 این‌که 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

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 ازخط 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.

1-4- 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 ازخط بررسی می‌شود تا درنهایت 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 به‌کار خواهد رفت.

جدول 1 خطای طبقه‌بندی هر یک از روش‌های طبقه‌بندی با استفاده از ورودی مشخصه‌های سیگنال به‌صورت 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 انرژی[3] مربوط به سری مشخصه‌های حوزه زمان[4] تقریباً در تمامی روش‌ها کمترین میزان خطای طبقه‌بندی را دارا هستند. بعد از این مشخصه‌ها، مشخصه‌های محتوای فرکانسی[5]، مشخصه‌ی مدل پیش‌بینی[6] از سری مشخصه‌های حوزه زمان و مشخصه‌های حوزه فرکانس[7] و مشخصه‌ی وابسته به زمان[8] حوزه زمان به ترتیب کمترین میزان خطای طبقه‌بندی را به‌صورت 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 به‌عنوان مشخصه‌های مناسبی برای پیاده‌سازی عملی معرفی می‌کند. مسئله مهمی که در اینجا مطرح می‌شود این است که این مشخصه‌ها به‌شدت به دامنه سیگنال وابسته بوده و با توجه به تغییر دامنه سیگنال حرکات مشخص در طول زمان برای هر کاربر به‌واسطه خستگی ماهیچه، دقت طبقه‌بندی با استفاده از این مشخصه‌های به‌تنهایی، 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 روی‌هم 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

[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 calssification (Classification error)

جدول 1 تأثیر مشخصه‌های مختلف در افزایش دقت مدل‌های مختلف طبقه‌بندی کلاس‌های حرکتی شانه (درصد خطای طبقه‌بندی)

	محتوای انرژی حوزه زمان				محتوای فرکانسی حوزه زمان		مدل پیش‌بینی	حوزه فرکانس
	میانگین مطلق	طول شکل‌موج	واریانس	جذر میانگین مربعات	تغییر علامت شیب	عبور از صفر	ضرایب مدل خودکاهشی	فرکانس میانه
آنالیز تفکیک خطی	27.8	30.4	43.4	27.1	24	29.7	34.8	48.2
آنالیز تفکیک مربعی	12.9	12.4	22.2	13.2	20.6	23.2	24.3	43.7
ماشین بردار پشتیبان	14.4	47.6	29.3	15.8	19.6	20.7	43.4	45.8
نزدیک‌ترین همسایه	11.2	15.1	16.3	11.8	19.1	22.6	59.8	49.7

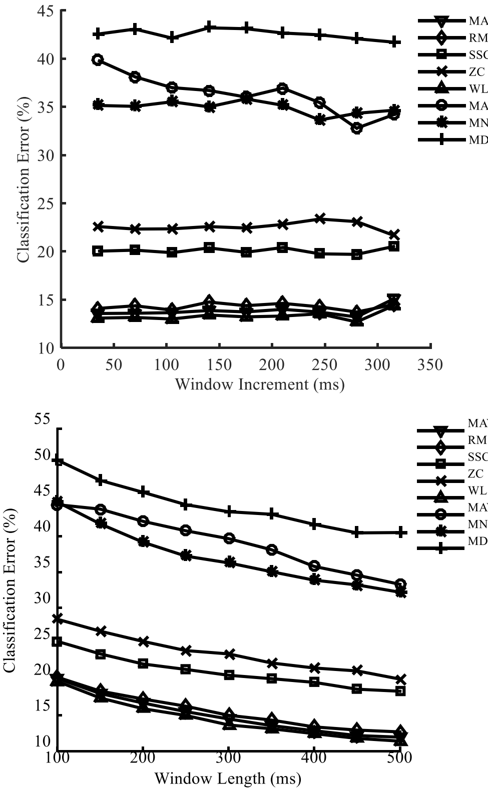

Fig. 2 Effect of time window overlap (up) and window length (down) in motion classification by QDA for different features

شکل 2 تأثیر میزان تداخل پنجره‌ها زمانی (بالا) و طول پنجره زمانی (پایین) در دقت طبقه‌بندی با روش آنالیز تفکیک مربعی و برای مشخصه‌های مختلف

به‌دست‌آمده از این بررسی را نشان می‌دهد. براساس این شکل، هرچه طول پنجره‌های زمانی بیشتر شود، دقت تخمین برای تمامی مشخصه‌های سیگنال افزایش می‌یابد. مشکلی که با افزایش طول پنجره‌های زمانی به وجود می‌آید، زیاد شدن زمان موردنیاز برای دریافت و پردازش پنجره‌های زمانی بزرگ‌تر است که باعث ایجاد تأخیر بیشتر در سیستم می‌شود. با بررسی شیب نمودارها که نشان‌دهنده میزان کاهش خطا به بهای افزایش طول پنجره می‌باشد، پنجره زمانی 350 میلی‌ثانیه به‌عنوان طول مناسب برای تقسیم‌بندی داده‌ها انتخاب می‌شود.

"شکل 2" بالا، نتایج دقت طبقه‌بندی با استفاده از مشخصه‌های مختلف و برای میزان تداخل متفاوت پنجره‌های زمانی را نشان می‌دهد. براساس این شکل، دقت طبقه‌بندی، با افزایش طول تداخل تغییر قابل‌ملاحظه‌ای پیدا نمی‌کند. از یک‌سو کاهش طول تداخل باعث افزایش تعداد پنجره‌های زمانی و در نتیجه افزایش حجم محاسبات لازم برای استخراج مشخصه و نگاشت آن می‌شود که این خود باعث ایجاد تأخیر در سیستم می‌شود. از سوی دیگر افزایش بیش‌ازاندازه طول تداخل به‌واسطه‌ی استفاده از روش رأی اکثریت که در ادامه به آن پرداخته خواهد شد، باعث ایجاد تأخیر بیشتر در سیستم می‌شود. درنتیجه انتخاب این طول نیز مصالحه‌ای بین تأخیر و دقت طبقه‌بندی خواهد بود. بر این اساس، طول تداخل 80 تا 100 میلی‌ثانیه انتخاب می‌شود. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از مراحل پیشین، پنجره زمانی 350 میلی‌ثانیه با میزان تداخل 80 میلی‌ثانیه، به‌عنوان پنجره مناسب برای تقسیم‌بندی داده‌ها و ادامه کار انتخاب می‌شوند.

حال براساس نتایج جدول 1، مجموعه‌هایی از مشخصه‌ها به‌عنوان بردار مشخصه ورودی به مدل طبقه‌بندی انتخاب می‌شوند. مجموعه‌های پیشنهادی براساس نتایج جدول 1 و بررسی تأثیر اضافه نمودن هر مشخصه‌ی برتر در افزایش دقت کلی گروه، انتخاب شده است. گروه 1 مشخصه‌های محتوای انرژی شامل میانگین مطلق، جذر میانگین مربعات، طول شکل‌موج. گروه 2 مشخصه‌های محتوای انرژی شامل، میانگین مطلق، جذر میانگین مربعات، طول شکل‌موج، انتگرال مقدار مطلق، واریانس. گروه 3 مشخصه‌های محتوای فرکانسی شامل عبور از صفر، تغییر علامت شیب. گروه 4 مشخصه‌های مدل پیش‌بینی و وابسته به زمان شامل ضرایب مدل خودکاهشی، شیب مقدار مطلق متوسط. گروه 5 مشخصه‌های حوزه فرکانس شامل فرکانس میانگین، فرکانس میانه. گروه 6 مشخصه‌های حوزه زمان شامل میانگین مطلق، طول شکل‌موج، عبور از صفر، تغییر علامت شیب، ضرایب مدل خودکاهشی. گروه 7 مشخصه‌های حوزه زمان شامل جذر میانگین مربعات، عبور از صفر، طول شکل‌موج، انتگرال مقدار مطلق، شیب مقدار مطلق متوسط. گروه 8 مشخصه‌های حوزه زمان شامل، میانگین مطلق، طول شکل‌موج، عبور از صفر، تغییر علامت شیب. گروه 9 مشخصه‌های حوزه زمان شامل گروه 8 و ضرایب مدل خودکاهشی. گروه 10 مشخصه‌های حوزه زمان شامل گروه 9، جذر میانگین مربعات. گروه 11 مشخصه‌های حوزه زمان شامل گروه 10 و شیب مقدار مطلق متوسط. گروه 12 مشخصه‌های حوزه زمان و فرکانس شامل گروه 8، جذر میانگین مربعات، فرکانس میانگین. گروه 13 مشخصه‌های حوزه زمان و فرکانس شامل، گروه 10، شیب مقدار مطلق متوسط، فرکانس میانگین. گروه 14 نیز مشخصه‌های حوزه زمان و فرکانس شامل تمامی مشخصه‌های بکار رفته در گروه‌های قبل می‌باشد.

نمودار میله‌ای "شکل 3"، دقت طبقه‌بندی هرکدام از این گروه‌ها را با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی مختلف نشان می‌دهد. نتیجه این مرحله در یافتن گروهی بهینه متشکل از مشخصه‌هایی با کمترین میزان همبستگی که دارای بیش‌ترین دقت طبقه‌بندی باشند به‌کار می‌رود. با توجه به نتایج

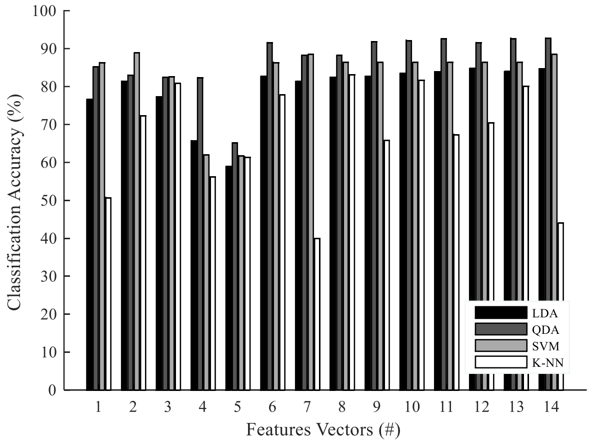

Fig. 3 Investigating common classification algorithms accuracy using different feature vectors

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

به‌دست‌آمده 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 به‌دست آمده در جدول 1 و نتایج به‌دست 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 به‌دست‌آمده 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 به‌دست‌آمده، 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 بازهم مثل گروه 6، نتایج به‌دست 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 به‌دست‌آمده از گروه 8 نشان می‌دهد

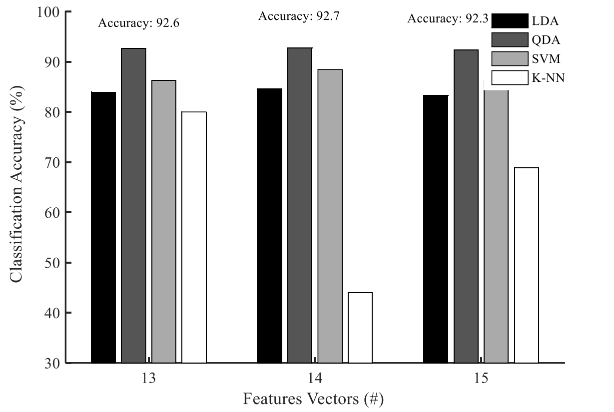

Fig. 4 Investigating the number of perivious and future votes in classification accuracy

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

که ترکیب مشخصه‌های برتر حوزه برداری متشکل از هرکدام از گروه‌ها به‌صورت جداگانه، بهتر عمل کرده است. اما بازهم تا اینجای کار نتیجه دقت به‌دست 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 به‌دست آمده نشان می‌دهد که این ترکیب عملکرد مناسبی دارد. در ادامه قصد داریم تا با اطلاعات به‌دست‌آمده از "شکل 3"، بردارهایی با دقت بالاتر را معرفی کنیم. گروه‌های 9 به بعد درواقع ترکیبی از مشخصه‌های هادگین با دیگر مشخصه‌ها می‌باشد. نتایج به‌دست 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. درنتیجه با توجه به نتایج به‌دست 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 به‌عنوان بردار اصلی برای ادامه کار انتخاب می‌شود. این بردار به‌عنوان 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.

4-2- الگوریتم رأی اکثریت

بعد از مسئله انتخاب پارامترهای مربوط به تقسیم‌بندی سیگنال، بردار مشخصه‌ها و روش طبقه‌بندی، این مشکل مطرح می‌شود که طبقه‌بندی با وجود دقت بالای 92% همچنان برای پیاده‌سازی دارای اشکالاتی می‌باشد. مشکل اصلی مربوط به نقش مدل طبقه‌بندی به‌عنوان یک کنترل‌کننده سطح بالا برای انتخاب درجه آزادی می‌باشد که قرار است در ربات پیرو کنترل شود. در صورتی که مدل طبقه‌بندی 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 طبقه‌بندی به‌دست آمده است را می‌تواند 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 کلاس‌های حرکتی بعد و قبل از کلاس موردنظر، کلاس حرکتی تصحیح می‌شود. پارامترهایی که در این روش باید تنظیم شوند، تعداد کلاس‌های حرکتی قبل و بعد کلاس فعلی می‌باشد. مسئله مهمی که در این‌جا وجود دارد، تأخیر به وجود آمده در سیستم به‌واسطه تعداد کلاس‌های حرکتی بعد از کلاس موردنظر در پیاده‌سازی برخط خواهد بود. بر این اساس هرچه تعداد رأی‌های مربوط به کلاس‌های بعد بیشتری موردنظر باشد، الگوریتم منتظر پنجره‌های زمانی بیشتری می‌ماند تا کلاس فعلی را تصحیح کند. کلاس‌های بعدی بیشتر به معنی تأخیر بیشتر در سیستم کنترلی خواهد بود. اما این مشکل در ارتباط با کلاس‌های حرکتی قبل به وجود نخواهد آمد اما دقت تخمین با افزایش کلاس‌های حرکتی قبل به اندازه تعداد کلاس‌های حرکتی بعد بهبود پیدا نمی‌کند. در این بخش به بررسی پارامتر مربوط به تعداد رأی‌های الگوریتم رأی اکثریت بر روی افزایش دقت تخمین کلاس‌های حرکتی پرداخته می‌شود. برای این منظور نتایج مربوط به پیاده‌ساز الگوریتم رأی اکثریت با تعداد 40 کلاس حرکتی قبل و 20 کلاس حرکتی بعد به‌صورت ضربدری باهم مقایسه می‌شوند. تعداد رأی‌های بیشتر مربوط به کلاس‌های قبل به این دلیل انتخاب شده که محدودیتی برای استفاده از کلاس‌های قبل وجود ندارد. براساس نتایج به‌دست‌آمده از "شکل 5"، بدون استفاده از رأی قبلی و بعدی، دقت طبقه‌بندی همان 92% باقی

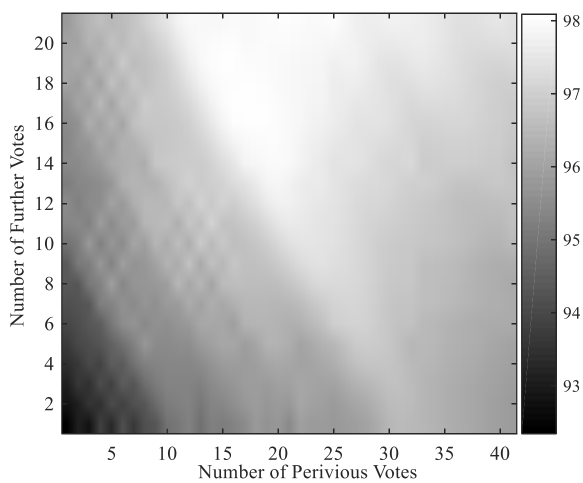

Fig. 5 Investigating the number of perivious and future votes in classification accuracy

شکل 5 مقایسه تعداد رأی‌های قبل و بعد در روش رأی اکثریت برای افزایش دقت طبقه‌بندی

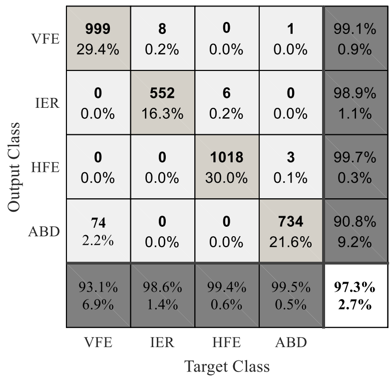

Fig. 6 shoulder motion classification matrix using offline data

شکل 6 ماتریس پیچیدگی طبقه‌بندی کلاس‌های حرکتی شانه با استفاده از داده‌های خارج از خط

خواهد ماند. با افزایش تعداد رأی‌های اکثریت دقت طبقه‌بندی تا بالای 98% هم خواهد رسید. اما دقت 98% زمانی به دست می‌آید که تعداد رأی‌های بعدی به 20 عدد می‌رسد که با توجه به تأخیری که در سیستم ایجاد می‌کند، قابل قبول نیست. با بررسی نمودار، با کاهش 14 رأی بعد از رأی فعلی یعنی تنها با 6 رأی آینده می‌تواند به دقت بالای 97% رسید که تنها 1% از ماکزیمم دقت به‌دست‌آمده از این روش کمتر است. در حالت بهینه تعداد رأی‌های 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 می‌گردد. "شکل 6" ماتریس پیچیدگی تخمین مفصل شانه را نشان می‌دهد. دقت 97% حاکی از توانایی بردار مشخصه‌ی انتخابی به همراه روش رأی اکثریت در تخمین کلاس‌های حرکتی در حالت خارج ازخط است. خطای موجود با بررسی پیشینه تحقیق مقداری قابل قبول محسوب می‌شود.

4-3- تخمین پیوسته و خارج ازخط سینماتیک مفاصل

بعد از مشخص شدن کلاس حرکتی مربوط به هرکدام از مفاصل، نوبت به تخمین پیوسته زاویه‌ی هر مفصل در کلاس حرکتی مربوطه می‌رسد. برای افزایش دقت تخمین مربوط به هرکدام از کلاس‌ها، برای هر کلاس حرکتی یک شبکه متفاوت با پارامترهای متفاوت استفاده می‌شود. هر کدام از این شبکه‌ها، با استفاده از داده‌های آموزشی مربوط به همان کلاس حرکتی آموزش می‌بینند. در نتیجه برای مفصل شانه چهار شبکه مختلف متناظر با تعداد کلاس‌های حرکتی فعال این مفصل در نظر گرفته می‌شود. داده‌های آموزشی شبکه متشکل از مشخصه‌های انتخابی سیگنال و داده‌های مربوط به زوایای هدف می‌باشد. این زوایا داده‌هایی 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 سرعت‌های مختلف در تمام بازه حرکتی هر درجه آزادی و همچنین تغییرات ناگهانی در زاویه‌ی مفصل و نگه داشتن بازو در یک مکان، برای لحظاتی می‌باشد. دلیل انتخاب این سیگنال‌ها، مشابهت این حرکات با حرکات هموار بازوی دست در زندگی روزمره فرد می‌باشد. در واقع واسط کاربری باید بتواند زاویه مفصل را در تمامی بازه‌ی حرکتی بازو و با سرعت‌های حرکت متفاوت، تخمین بزند. شبکه‌ای که برای تخمین زوایای مفصلی انتخاب شده، شبکه‌های عصبی با تأخیر زمانی در بردار ورودی متشکل از مقادیر

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 موردنیاز است، تعداد نورون‌ها در لایه مخفی و تعداد تأخیر در ورودی‌های سیستم می‌باشد. افزایش هرکدام از این دو پارامتر باعث افزایش زمان آموزش شبکه و همچنین هزینه محاسباتی موردنیاز 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 به‌کار می‌رود. برای اندازه‌گیری کارایی شبکه در تخمین داده‌های جدید از معیار مربع آر استفاده شده است. این روش یک روش آماری برای اندازه‌گیری میزان نزدیک بودن داده‌های تخمین به داده‌های هدف می‌باشد. رابطه (2) تعریف این متغیر را نشان می‌دهد.

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

در این رابطه، N تعداد نمونه‌ها، $\hat{y}(n)$، تخمین انجام شده توسط شبکه، $y(n)$، زاویه ثبت‌شده توسط سنسور و $\overline{y(n)}$ 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

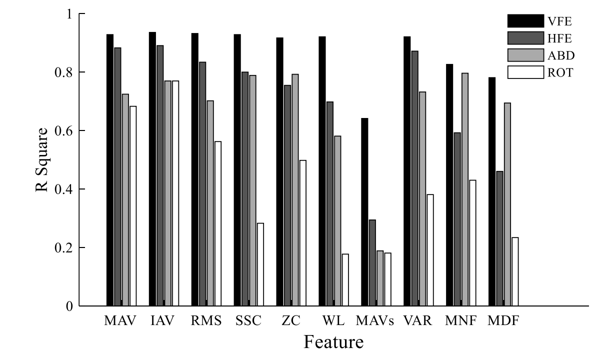

Fig. 7 Effect of different feature vectors in TDANN angle estimation accuracy

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

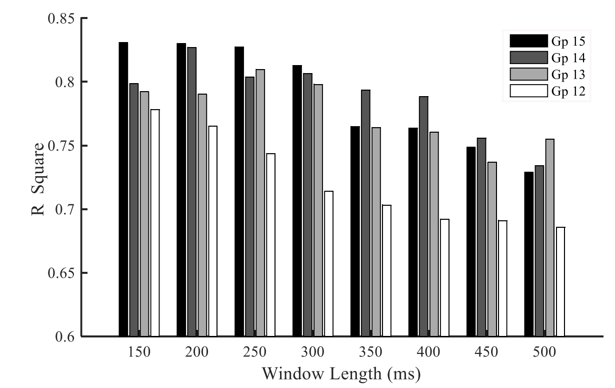

Fig. 8 Effect of window length inTDANN angle estimation accuracy with superioir feature vectors

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

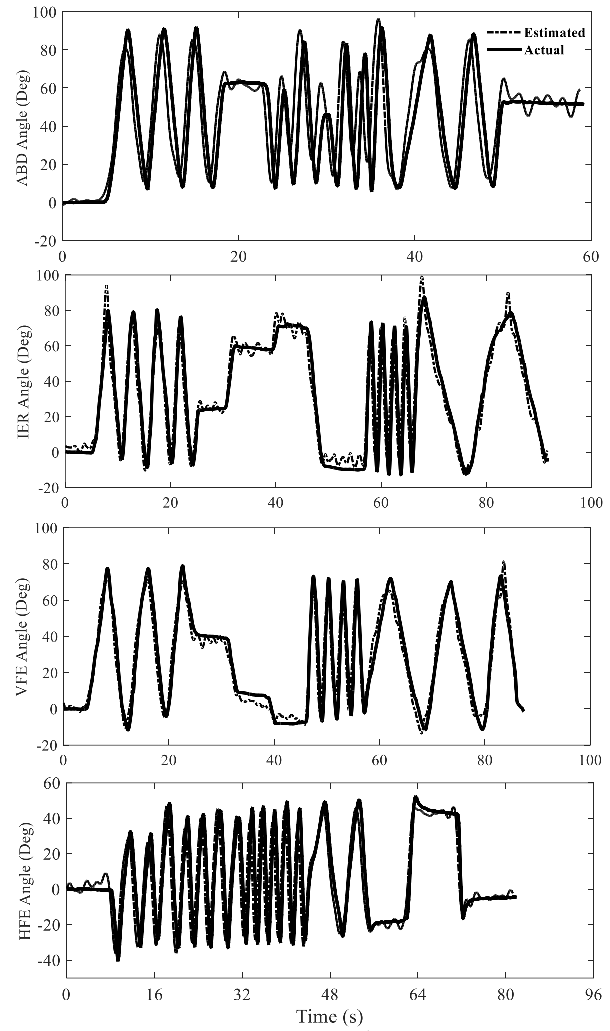

Fig. 9 Estimated and actual motion angle for 4 distinct motion classes of shoulder joint using offline data

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 فلکسشن 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. درنتیجه 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

زمانی برای بردار مشخصه‌های برتری که در بخش طبقه‌بندی انتخاب شد، باهم مقایسه می‌شوند. با بررسی "شکل 8" مشخص می‌شود 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 پیاده‌سازی آن افزایش می‌یابد. با بررسی‌های صورت گرفته، پنجره زمانی با طول 200 میلی‌ثانیه به‌عنوان پنجره مناسب هم محدودیت برخط بودن و هم دقت بالای شبکه را ارضا می‌کند، انتخاب شد. "شکل 9" نتایج تخمین زوایای مربوط به هرکدام از کلاس‌های حرکتی شانه را در حالت خارج از خط نشان می‌دهد.

مقادیر مربع آر در "شکل 9" برای کلاس‌های حرکتی مختلف و به ترتیب از بالا به پایین، 86%، 91%، 93% و 91% محاسبه شده است. داده‌های آموزشی و تست شامل داده‌های حرکات نوسانی با دامنه‌ها و فرکانس‌های مختلف و حرکات ثابت می‌باشد که نتایج به‌دست‌آمده توانایی شبکه را در دنبال نمودن تغییرات با فرکانس‌های مختلف را نشان می‌دهد. در مورد حرکات ثابت به نظر می‌رسد که شبکه با توجه به ماهیتی که دارد نمی‌تواند داده‌ی 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 طبقه‌بندی است. چنانچه مدل طبقه‌بندی برای تشخیص حالت ثابت نگه‌داشتن و تحرک مفصل در کلاس‌های مختلف آموزش ببیند، می‌تواند یک ضریب تصحیح به خروجی داده‌های شبکه عصبی اضافه کرده تا درصورتی‌که کلاس حرکتی ثابت تشخیص داده شود، ضریب تصحیح، دامنه این نوسانات را به صفر نزدیک کند. درنتیجه دقت تخمین‌ها با استفاده از این ضریب بهبود پیدا خواهد کرد.

5- تخمین برخط کلاس‌های حرکتی، زوایای مفصلی و پیاده‌سازی روی ربات

در بخش قبل مراحل رسیدن به یک مدل طبقه‌بندی موفق در تشخیص درست کلاس‌های حرکتی با استفاده از داده‌های خارج ازخط توضیح داده شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، مدل حاصله در حالت خارج ازخط به‌خوبی عمل کرده و قابلیت ورود به مرحله‌ی تست برخط را داراست. میزان تأخیر مجاز در این سیستم‌های کنترلی برای احساس راحتی بیمار بین 50 تا 400 میلی‌ثانیه در نظر گرفته می‌شود [22]. بنابراین با توجه به این موضوع، قید بلادرنگ بودن سیستم ایجاب می‌کند برای داشتن واسط کاربری بلادرنگ میزان تأخیر کمتر از این مقدار باقی بماند. سخت‌افزار مورد استفاده برای انجام تست‌ها، یک رایانه رومیزی با پردازشگر چهار هسته‌ای با فرکانس 2.90 گیگاهرتز و حافظه 8 گیگابایت می‌باشد. برای پیاده‌سازی برخط تخمین کلاس‌های حرکتی، برنامه‌ای در نرم‌افزار لب‌ویو نوشته شده است که در این برنامه، داده‌های مربوط به سنسور با استفاده از منطق صف وارد یک حلقه شده و در این حلقه داده‌ها به‌صورت برخط به پنجره‌های زمانی با همپوشانی مشخص تقسیم‌بندی می‌شوند. سپس مشخصه‌های هر پنجره زمانی به‌صورت برخط محاسبه می‌شوند و به‌صورت یک بردار مشخصه و به‌عنوان ورودی به مدل طبقه‌بندی داده می‌شود. مدل نیز کلاس حرکتی را به‌عنوان خروجی خود تخمین می‌زند. 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 می‌شود.

Fig. 10 Online myoelectric control of Surena arm testbed

شکل 10 بستر تست کنترل مایوالکتریک برخط بازوی ربات سورنا

در واقع با توجه به فلوچارت الگوریتم کنترل مایوالکتریک، مدل طبقه‌بندی و شبکه عصبی نقش کنترل‌کننده سطح بالا را در این الگوریتم ایفا می‌کند و بعد از مشخص شدن نیت کاربر در این مرحله، نوبت به مشخص کردن موتورهای لازم برای تقلید حرکت و زوایای مطلوب هر موتور به‌صورت برخط می‌باشد. موتورها با استفاده از کنترل‌کننده‌های سطح پایین به مکان مطلوب مشخص‌شده در مرحله پیشین، هدایت خواهند شد. کنترل‌کننده سطح پایین استفاده شده، درواقع کنترل‌کننده موجود در درایور موتورهای دایناMکسل بازوی ربات انسان نمای سورنا است. "شکل 10" نمایی از بستر تست آزمایشگاهی برای کنترل برخط بازوی ربات سورنا با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرافی را نشان می‌دهد. نتایج به‌دست آمده از تخمین برخط کلاس‌های حرکتی مربوط به شانه در "شکل 11" نشان داده شده است. نقاطی که با ضربدر مشخص شده، مربوط به خروجی مدل طبقه‌بندی 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 کلاس‌های حرکتی را به ترتیب از کلاس اول تا کلاس آخر تکرار کند. دقت طبقه‌بندی در حالت برخط برای مفصل شانه 91% بدست آمده است. در این تخمین خطاهای غیرفعال کمتر از خطاهای فعال است که دلیل آن را می‌توان وجود نویز در هنگام داده‌برداری و یا خستگی کاربر حین تست برشمرد.

از کاربر خواسته شده تا در هر درجه آزادی حرکات خود را کاملاً به‌صورت تصادفی اما ترکیبی از حرکات سینوسی با فرکانس‌های کم، متوسط و تند انجام دهد و در بعضی مواقع دست خود را ثابت نگه دارد. شبکه عصبی آموزش‌دیده با داده‌های خارج ازخط که در بخش‌های پیشین بررسی شد، در این قسمت برای تخمین برخط زوایای مفصلی به‌کار گرفته شد. بردار مشخصه‌ای که کلاس حرکتی آن تشخیص داده شده است در مرحله بعد به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شوند. داده‌های ورودی شبکه از بردار مشخصه‌ی پنجره زمانی فعلی و به تعداد تأخیرهای موجود در شبکه، بردار مشخصه‌های پنجره‌های زمانی قبلی احتیاج دارد. برای فراهم‌سازی این داده‌ها از شیفت رجیستر برای ثبت تعداد بردار مشخصه‌های لازم از لحظات قبل به‌عنوان ورودی به شبکه انتخاب شده است. داده‌های خروجی از شبکه با استفاده از یک فیلتر پایین گذر فیلتر می‌شوند تا از نوسانات موجود در تخمین‌ها کاسته شود. با توجه به میزان فواصل زمانی پنجره‌های زمانی با یکدیگر، نرخ داده‌های ورودی به شبکه و درنتیجه فرکانس تولید داده‌های زاویه‌ای توسط شبکه در حالت برخط مشخص می‌شود. به‌عنوان‌مثال درصورتی‌که فواصل پنجره‌های زمانی 60 میلی‌ثانیه باشد، تعداد دفعاتی که

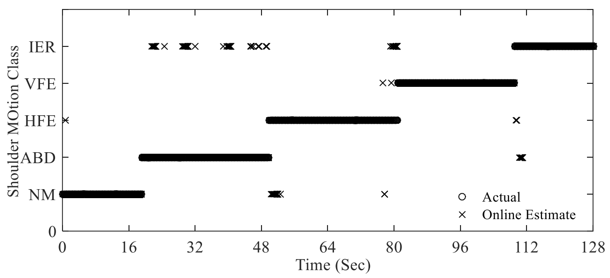

Fig. 11 Motion classification estimation using online data

شکل 11 نتایج تخمین برخط کلاس‌های حرکتی مفصل شانه با داده‌های برخط

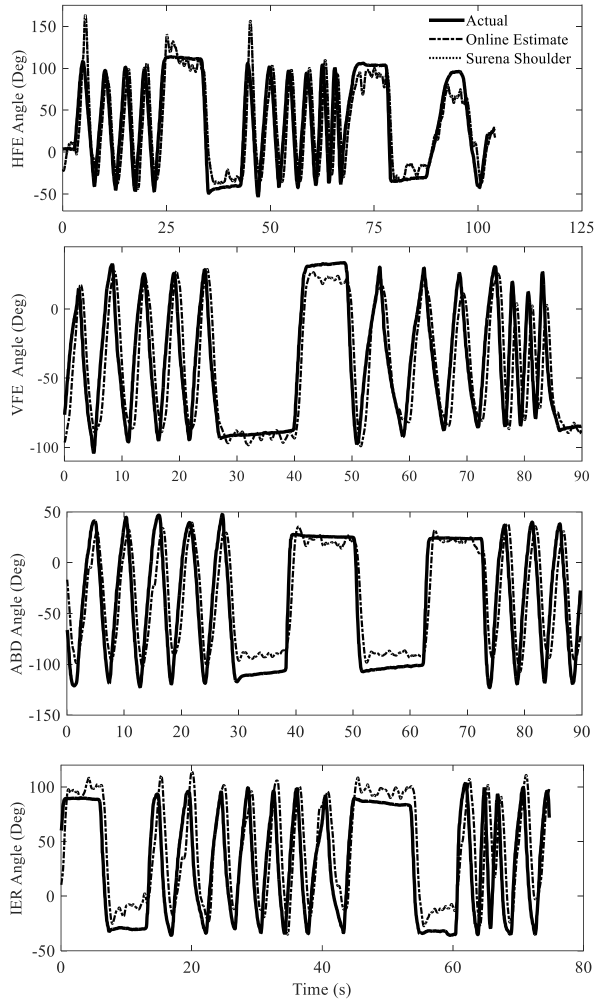

Fig. 12 Actual, estimated motion angle and surena arm trajectory for shoulder joint using online data

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

شبکه زاویه را تخمین میزند نزدیک به 17 بار در ثانیه خواهد بود که نرخ مناسبی برای داده‌های 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 می‌شود. در مورد کلاس‌های 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 پیاده‌سازی برخط بر روی بازوی ربات سورنا نشان می‌دهد. فرآیند کنترل‌کننده سطح پایین موتورهای سورنا در نرم‌افزار لب ویو پیاده‌سازی شده و دو فرمان که یکی مربوط به زاویه مطلوب و سرعت رسیدن به آن زاویه است، باید برای موتورها مشخص شود. مقدار پارامتر سرعت مطلوب باید به‌گونه‌ای انتخاب شود که با توجه به سرعت تخمین زوایا توسط الگوریتم کنترلی، موتورهای ربات بتوانند به‌موقع و به‌صورت برخط به این زوایا برسند. درصورتی‌که این سرعت به‌اندازه کافی باشد، موتورهای ربات قادر خواهند بود مسیری که به‌صورت برخط توسط شبکه عصبی تولید می‌شود را دنبال کنند. "شکل 12" نتایج تخمین برخط و زوایای حرکتی درجه آزادی ربات را به همراه زوایای دقیق آن درجه که از سنسور زاویه‌سنج نصب شده روی دست کاربر حاصل شده را نشان می‌دهد. مربع آر محاسبه شده در حالت تخمین برخط برای این شکل با چشم‌پوشی از تأخیر، به ترتیب از بالا به پایین برابر، 81%، 84%، 76% و 72% می‌باشد. تأخیر نهایی به‌وجود آمده در کنترل ربات از دو عامل تشکیل می‌شود. اولی تأخیر رابط کاربری برای تخمین زوایای حرکتی که از تعداد تأخیرهای موجود در شبکه عصبی و پنجره‌های زمانی و تعداد رأی‌های اکثریت آینده تشکیل شده و بخش دوم تأخیر بوجود آمده ناشی از پیاده‌سازی روی ربات می‌باشد. "شکل 12" نشان می‌دهد که تقریباً ربات بدون تأخیر محسوس و خطا، خروجی شبکه عصبی را با کنترل‌کننده سطح پایین خود دنبال می‌کند و با فاصله زمانی کمتر از 300 میلی‌ثانیه، نسبت به مسیر اصلی حرکت می‌کند. بنابراین قید بلادرنگ بودن ارضا می‌شود.

در ادامه شبیه‌سازی مقاوم بودن روش در مقابل تعدادی اغتشاش خارجی بررسی شد. این اغتشاش شامل برخورد با الکترودهای داده‌برداری و یا تغییر مکان جزئی آن‌ها است. "شکل 13" تخمین زاویه را در حالتی که به سیستم چند اغتشاشات ناگهانی وارد شود، نشان می‌دهد. همان‌طور که از این شکل مشخص است، الگوریتم به سرعت، خروجی تخمین زاویه را به سمت مقدار مطلوب که از سنسور زاویه به دست می‌آید، هدایت می‌کند. با توجه به این شکل، محل‌های مشخص شده به عنوان اغتشاش، اغتشاش وارده با اعمال نیروی خارجی به‌صورت اغتشاش به دست کاربر بوده و همچنین به‌طور

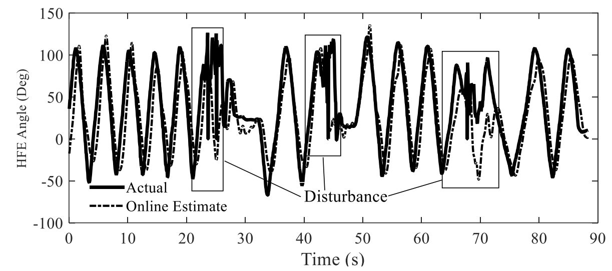

Fig. 13 Method robustness against using online data

شکل 13 بررسی مقاومت روش در مقابله با اغتشاشات خارجی با داده‌های برخط

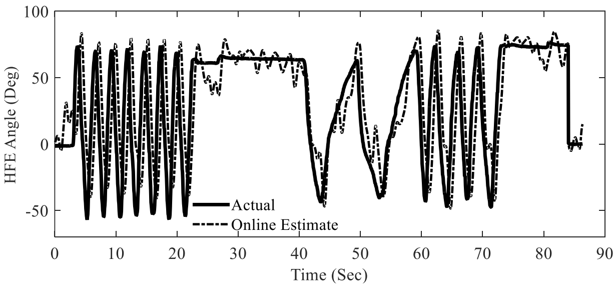

Fig. 14 Method robustness against time variant nature of EMG signals using online data

شکل 14 مقاومت روش در مقابله ذات متغیر بازمان سیگنال‌های الکترومایوگرام با استفاده از داده‌های برخط

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 قابل‌توجه 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 نویزهای 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 می‌دهدکه 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 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-Frequesncy 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. Bourgeios, 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, Sudbery: 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.