

Research note

Classification of 52 Hand Postures and Movements Using the LDA and LS-SVM Classifiers Applicable to Myoelectric Hand Prostheses

A. Nazemi¹, A. Maleki^{2*}

¹M.Sc Student, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran
²Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

Receipt in the online submission system 15 July 2015, accepted 17 September 2015

Abstract

Classification of distal limb movements based on surface electromyography (sEMG) of proximal muscles is an important issue in the control of myoelectric hand prosthesis. In most of previous studies, classification of a limited number of hand motions is investigated. In this paper, we have used NINAPRO database containing kinematics and sEMG of upper limbs while performing 52 finger, hand and wrist movements. We evaluated performance of LDA and LS-SVM with RBF kernel classifiers using different combination of features. First by windowing the signal with two different methods, the major part of the signal was selected and eight various temporal features (MAV, IAV, RMS, WL, E, ER1, ER2, CC) were extracted. Then performance of each classifier with single, double and multiple combinations of features was evaluated. For LDA classifier, the best average classification accuracy of 84.23% was achieved for first windowing method and MAV (or IAV)+CC features, The corresponding accuracy for LS-SVM classifier with second windowing method and IAV+MAV+RMS+WL features, was 85.19%.

Keywords: *extraction of motor commands, hand prosthesis, LDA classifier, LS-SVM classifier, surface electromyography signal*

*Corresponding author

Address: Electrical and Computer Engineering Faculty, Semnan University, Postal Code: 35131-19111, Semnan, Iran
Tel: +98-23-33383982
Fax: +98-23-33383982
E-mail: amaleki@semnan.ac.ir

یادداشت پژوهشی

ارزیابی طبقه‌بندی کننده‌های *LDA* و *LS-SVM* برای تفکیک ۵۲ حرکت و وضعیت دست برای کاربرد در پروتزهای مبتنی بر فعالیت الکتریکی عضلات

آفرین ناظمی^۱، علی مالکی^{۲*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه سمنان، سمنان

^۲ استادیار، گروه مهندسی پزشکی دانشگاه سمنان، سمنان

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۴/۴/۲۴، پذیرش قطعی: ۱۳۹۴/۶/۲۶

چکیده

طبقه‌بندی حرکت‌های اعضای دیستال با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی (sEMG) قسمت پروکسیمال، بخش مهمی در کنترل پروتزهای مایوالکتریک است. در بیش‌تر مطالعات قبلی، طبقه‌بندی تعداد محدودی از حرکت‌های دست، مورد بررسی قرار گرفته‌است. در این مقاله، از پایگاه داده‌ی NINAPRO که شامل داده‌های کینماتیک و sEMG فرد سالم برای ۵۲ حرکت انگشت، پنجه و مچ دست است استفاده شد. عملکرد طبقه‌بندی کننده‌های *LDA* و *LS-SVM* با کرنل *RBF*، به ازای ترکیب‌های مختلف ویژگی‌ها بررسی شد. ابتدا با پنجره گذاری به دو شیوه‌ی مختلف، بخش اصلی سیگنال جدا شد و هشت ویژگی زمانی مختلف (*MAV*، *JAV*، *RMS*، *WL*، *E*، *ER1*، *ER2*، *CC*) از آن استخراج گردید. سپس، عملکرد هریک از طبقه‌بندی کننده‌ها با هرکدام از این ویژگی‌ها و ترکیب‌های دوتایی و چندتایی آن‌ها بررسی شد. برای طبقه‌بندی کننده‌ی *LDA* بهترین میانگین دقت طبقه‌بندی، با شیوه‌ی پنجره گذاری به روش اول و ترکیب ویژگی‌های *MAV* (or *IAV*)+*CC*، ۸۴/۲۳ درصد محاسبه شد. این دقت برای طبقه‌بندی کننده‌ی *LS-SVM* با شیوه‌ی پنجره گذاری به روش دوم و ویژگی‌های *JAV*+*MAV*+*RMS*+*WL*، به ۸۵/۱۹ درصد رسید.

کلیدواژه‌ها: استخراج فرمان‌های حرکتی، پروتز دست، سیگنال الکترومایوگرام سطحی، طبقه‌بندی کننده‌های *LDA* و *LS-SVM*

* نویسنده مسؤول

نشانی: دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، کد پستی ۳۵۱۳۱-۱۹۱۱۱

تلفن: ۳۳۳۸۳۹۸۲ (۲۳) +۹۸

دورنگار: ۳۳۳۸۳۹۸۲ (۲۳) +۹۸

پست الکترونیکی: amaleki@semnan.ac.ir

۱- مقدمه

دست انسان عضو بسیار مهمی است. نداشتن دست، علاوه بر ناتوانی‌های جسمانی، ناراحتی‌های روانی گوناگونی به همراه خواهد داشت. زندگی روزانه‌ی یک معلول دچار قطع عضو دست، قابل مقایسه با قبل از معلولیت او نیست. علاوه بر ناتوانی در گرفتن اشیاء و کار با آن‌ها، فرد قادر به استفاده از حرکت‌های دست در بیان احساساتش و یا به کارگیری آن، برای نمونه در سخنرانی‌ها، نخواهد بود. استفاده از پروتز دست، راه‌حلی برای این مشکلات است. در یکی از متداول‌ترین روش‌ها، بیماران از طریق الکترومایوگرام ثبت شده با استفاده از الکترودهای سطحی، پروتز دست را کنترل می‌کنند. به تدریج این فناوری از کنترل یک حرکت، مانند باز و بسته کردن پنجه، به پروتزهای چندمنظوره، با قابلیت کنترل چند حرکت، ارتقا پیدا کرد. هم‌چنین در سال‌های اخیر استفاده از پروتزهای عصبی دست رواج یافته‌است. در برخی از این پروتزها برای گرفتن سیگنال‌های عصبی که در حرکت بازو نقش دارند، الکترودها به طور مستقیم روی عصب‌های عضله قرار داده می‌شوند [۱]. تلاش‌هایی درحال انجام است که امکان ایجاد بازخورد حسی برای معلولین فراهم شود تا باعث کنترل طبیعی‌تر پروتزها شده و رضایت بیش‌تر مددجویان را فراهم آورد [۲].

در طول ۲۰ سال گذشته، تمرکز مطالعات روی افزایش تعداد اعمالی است که به کمک پروتز قابل انجام است. زیرا این موضوع بزرگ‌ترین اشکال پروتزهای موجود در بازار است. تعداد اعمال قابل انجام می‌تواند با استفاده از تشخیص الگو افزایش یابد [۳]. در این حوزه مطالعات بسیاری انجام شده‌است، تحلیل تفکیک‌کننده‌ی خطی (LDA)^۱ از جمله طبقه‌بندی‌کننده‌هایی است که به طور مکرر در مطالعات گذشته استفاده شده‌است [۴-۷]. لی و هم‌کارانش در سال ۲۰۱۰ روی پنج بیمار که معلولیت یک دست داشتند مطالعه کردند [۸]. این بیماران ۱۰ حرکت مچ و دست را یک بار با بازوی آسیب دیده و بار دیگر با دست سالم انجام دادند. سیگنال‌ها با استفاده از ۱۲ الکتروود ثبت شدند. این گروه،

ویژگی‌های MAV^2 ، ZC^3 ، WL^4 و SSC^5 را استخراج کردند و از LDA به عنوان طبقه‌بندی‌کننده استفاده کردند. نتایج نشان داد که داده‌های دست سالم طبقه‌بندی بهتری داشتند. میانگین دقت طبقه‌بندی در دست آسیب‌دیده برای شش حرکت ۹۳/۱ درصد و برای همه‌ی ۱۰ حرکت ۸۴/۴ درصد به دست آمد. ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۶ طبقه‌بندی‌کننده‌ای است که در سال‌های اخیر مورد توجه بیش‌تری قرار گرفته‌است. در گزارشی برای طبقه‌بندی، چهار کلاس حرکت از SVM استفاده شده‌است [۹]. آن‌ها برای انتخاب ویژگی از روش انتخاب شناور تطبیقی (ASFFS)^۷ استفاده کردند و نتیجه گرفتند که SVM نسبت به شبکه‌های عصبی قابلیت بهتری برای جداسازی حرکت‌های مختلف دارد.

در سال ۲۰۰۸، اصغری اسکویی و هو در مطالعه‌ی خود برای طبقه‌بندی، شش کلاس حرکت که با استفاده از چهار الکتروود ثبت شده بود، ویژگی‌های زمانی و فرکانسی را به صورت تکی و چندتایی به کار بردند و SVM را با LDA و MLP^۸ مقایسه کردند [۱۰]. آن‌ها نتیجه گرفتند که SVM قابلیت بالایی برای طبقه‌بندی حرکت‌های دست دارد. یان و هم‌کارانش در سال ۲۰۰۹ از یک ساختار LS-SVM آنسبل برای طبقه‌بندی چهار حرکت استفاده کردند [۱۱]. در مطالعه‌ی آن‌ها داده‌ها با استفاده از چهار الکتروود ثبت شد و تبدیل بسته‌ی ویولت (WPT)^۹ برای استخراج اطلاعات زمان/فرکانس استفاده شد. مطالعه‌ی آن‌ها نشان داد که ساختار LS-SVM استفاده شده عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی دارد.

در مقایسه‌ای که در سال ۲۰۱۲ انجام شد، پنج طبقه‌بندی‌کننده‌ی KNN^{10} ، LDA، MLP و SVM خطی و غیرخطی، با هفت ویژگی و سه طول پنجره‌ی متفاوت مورد آزمون قرار گرفتند [۱۲]. در این مطالعه، دقت طبقه‌بندی در هیچ حالتی از ۸۰ درصد تجاوز نکرد.

² Mean Absolut Value

³ Zero Crossing

⁴ Waveform Length

⁵ Slope Sign Changes

⁶ Support Vector Machine

⁷ Adaptive Sequential Forward Floating Selection

⁸ Multi-Layer Perceptron

⁹ Wavelet Packet Transform

¹⁰ K-Nearest Neighbor

¹ Linear Discriminant Analysis (LDA)

در ادامه، پایگاه داده‌ی مورد استفاده، پیش‌پردازش‌های انجام شده، ویژگی‌های استخراج شده و روش‌های طبقه‌بندی بررسی و نتایج مورد بحث قرار گرفته‌اند.

۳- روش کار

۳-۱- پایگاه داده و پیش‌پردازش

داده‌های مورد استفاده از پایگاه داده‌ی NINAPRO^۲ برداشت شده‌است [۱۳]. این پایگاه داده شامل داده‌های کینماتیک و sEMG از عضلات ساعد ۲۷ سوژه‌ی سالم طی انجام ۵۲ حرکت انگشت، دست و مچ است. ثبت مربوط به هر فرد در قالب سه فایل ذخیره شد که به ترتیب شامل داده‌ی الکترودها و شیب‌سنج، داده‌ی دستکش و داده‌ی تحریک است.



(الف)



(ب)



(ج)



(د)

شکل (۱) - ۵۲ حرکت بررسی شده در پایگاه داده‌ی NINAPRO؛ (الف) ۱۲ حرکت اصلی انگشت (فلکشن و اکستنشن)؛ (ب) ۸ حرکت پیکربندی ایزومتریک و ایزوتونیک؛ (ج) ۹ حرکت اصلی مچ (آدداکشن/آبداکشن، فلکشن/اکستنشن و سوپینیشن/پرونییشن)؛ (د) ۲۳ حرکت چنگ زدن و عملکردی [۱۳].

بررسی مطالعات گذشته نشان می‌دهد که با توجه به تنوع در انتخاب نوع و تعداد حرکت‌ها و همچنین عضلات مورد بررسی، مقایسه‌ی کمی نتایج به سادگی امکان‌پذیر نیست. هرچند با توجه به یکسان بودن پایگاه داده‌گان استفاده شده در این مقاله و مطالعات دیگر [۱۲]، نتایج این مرجع برای مقایسه‌ی کمی قابل تأمل است.

۲- طرح مسأله

در دهه‌های اخیر عملکرد پروتزهای فعال دست بهبود قابل توجهی یافته‌است. این پروتزها به طور عمومی از طریق استخراج فرمان‌های حرکتی بیمار از سیگنال الکترومایوگرام سطحی (sEMG)^۱ کنترل می‌شوند. برخلاف پیشرفت‌های قابل توجه در این زمینه و دسترسی تجاری مناسب، پذیرش این پروتزها در بین معلولین قطع عضو کم است. دلیل این موضوع، کاربرپسند نبودن و کندی نسبی عملکرد آن‌ها برای انجام کارهای روزمره است [۱۲]. تحقیقات مکترونیک و رباتیک نشان می‌دهد که گلوگاه دست‌یابی به پروتزهای با حرکت سریع، بخش‌های مکانیکی و الکترونیکی آن نیست بلکه مربوط به بخش استخراج ویژگی‌ها و انجام طبقه‌بندی به منظور دست‌یابی به فرامین حرکتی بخش پروکسیمال با استفاده از اطلاعات ارادی بخش دیستال اندام است.

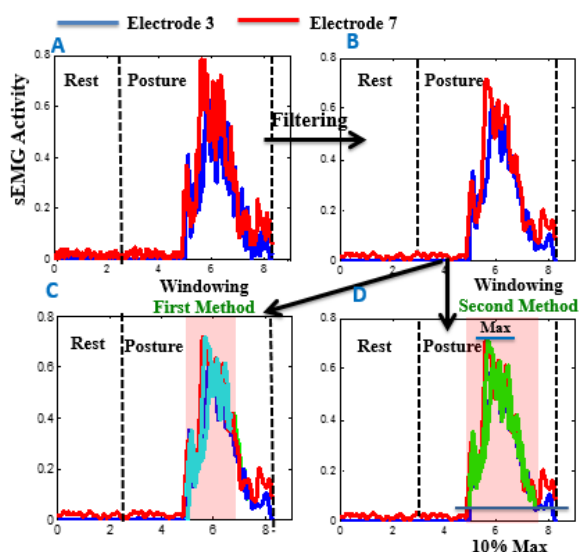
کارهای بسیاری در رابطه با استخراج فرمان‌های حرکتی با استفاده از sEMG عضله‌های پروکسیمال، برای پروتزهای فعال دست انجام گرفته‌است. در اغلب این موارد، روند کار مشترک و شامل دریافت و گردآوری داده، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و در نهایت طبقه‌بندی است. هرکدام از این مراحل چهارگانه از اهمیت خاصی برخوردار بوده و می‌تواند تأثیر زیادی بر عملکرد نهایی داشته باشد.

در این مقاله به بررسی و تعیین ویژگی‌های مناسب برای یک طبقه‌بندی کننده خطی و یک طبقه‌بندی کننده غیرخطی پرداخته شده است. با این حال، تلاش شده که ملزومات دیگر مراحل به نحوی برآورده شود که نتیجه‌ی مطلوب به دست آید.

^۲ Non-Invasive Adaptive Prosthetics

^۱ Surface ElectroMyoGraphy

متفاوت است. مثالی از سیگنال جدا شده با این روش نیز در شکل (۲) با رنگ سبز و نوار صورتی رنگ مشخص شده است.



شکل (۲) - پیش‌پردازش‌های انجام شده شامل فیلتر کردن و پنجره گذاری به دو شیوه؛ به عنوان نمونه، پیش‌پردازش روی داده‌های دو الکتروود ۳ و ۷ (به ترتیب با رنگ‌های آبی و قرمز رسم شده)؛ (A) سیگنال‌های خام، نواحی استراحت و حرکت با خط چین متمایز شده؛ (B) سیگنال‌های فیلتر شده؛ (C) پنجره گذاری به شیوه‌ی اول که در آن محدوده‌ی حرکت به سه قسمت مساوی تقسیم شده و بخش میانی انتخاب شده؛ (D) پنجره گذاری به شیوه‌ی دوم که در آن محدوده‌ی با مقادیر بالاتر از سطح آستانه انتخاب شده؛ سطح آستانه با خط افقی آبی رنگ در شکل نشان داده شده، ۱۰ درصد ماکزیمم محلی سیگنال است.

۲-۳- استخراج ویژگی

از جمله روش‌های استخراج ویژگی می‌توان به ویژگی‌های حوزه‌ی زمان، حوزه‌ی فرکانس و زمان/فرکانس اشاره کرد. از ویژگی‌های حوزه‌ی زمان می‌توان مقدار میانگین مطلق، واریانس و طول شکل موج را نام برد. از ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس نیز نسبت فرکانسی، فرکانس میانه و فرکانس میانگین قابل توجه است. تبدیل ویولت و تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه نیز نمونه‌هایی از ویژگی‌های زمان/فرکانس است [۱۵]. به دلیل سادگی پیاده‌سازی و کارایی مطلوب، ویژگی‌های حوزه‌ی زمان به طور گسترده

در این پایگاه داده، فعالیت عضله با استفاده از ۱۰ جفت الکتروود فعال دیفرانسیلی OttoBock MyoBock 13E200 جمع‌آوری شده است [۱۴].

هشت الکتروود در زیر بازو با فاصله‌ی یکنواخت از یکدیگر و در یک فاصله‌ی مشخص از مفصل آرنج و دو الکتروود دیگر روی عضلات فلکسور و اکستنسور قرار داده شد. این الکتروودها داده‌ای تقویت شده (با بهره‌ی تقریباً ۱۴۰۰۰ برابر)، فیلتر شده (فیلتر میان‌گذر با فرکانس قطع پایین ۹۰ هرتز و فرکانس قطع بالای ۴۵۰ هرتز [۱۴]) و یک‌سو شده از سیگنال sEMG خام را فراهم می‌کنند. پهنای باند سیگنال sEMG خام ۱۵-۵۰۰ هرتز است. پس از پیش‌پردازش‌های انجام شده در پایگاه داده، پهنای باند این سیگنال در محدوده‌ی ۰-۲۵ هرتز قرار گرفت. هر حرکت، پنج ثانیه طول می‌کشد. سه ثانیه برای استراحت بین حرکت‌ها در نظر گرفته شد. بعد از مرحله‌ی آموزش، یک سری متوالی از ۱۰ تکرار از هر حرکت، با نرخ ۱۰۰ هرتز، ثبت شد [۱۳].

بررسی‌ها تنها روی داده‌های به دست آمده از یک سوژه از پایگاه داده‌ی NINAPRO انجام شد. سیگنال sEMG با یک فیلتر پایین‌گذر ۵ هرتز از نوع باتروث مرتبه دو و فاز صفر، فیلتر شد (شکل ۲). پس از آن، تقسیم‌بندی سیگنال با توجه به برجسب‌های ۵۲ گانه‌ی حرکت‌ها و ۱۰ تکرار آن‌ها صورت گرفت. در مرحله‌ی بعد به دو روش، پنجره گذاری سیگنال انجام شد. برای نمونه، پنجره گذاری به این دو شیوه روی سیگنال فیلتر شده‌ی الکتروودهای ۳ و ۷، در شکل (۲) نشان داده شده است. در روش اول، بخش حرکت به سه قسمت مساوی تقسیم شد و قسمت مرکزی برداشته شد. با توجه به اینکه هر حرکت حدود پنج ثانیه است، طول سیگنال جدا شده با این روش حدود ۱/۶ ثانیه است. این بخش در شکل (۲)، با رنگ فیروزه‌ای و نوار صورتی رنگ مشخص شده است. در روش دوم پنجره گذاری، یک سطح آستانه‌ی ۱۰ درصد ماکزیمم محلی انتخاب شد و در قسمت حرکت، بالای این سطح آستانه برداشته شد. طول سیگنال جدا شده با این روش با توجه به حرکت‌های مختلف،

¹ Raw

به این فرض بستگی دارد که احتمال‌های شرطی ویژگی‌های مربوط به کلاس‌ها، توزیع نرمال داشته باشند [۱۲]. در مطالعات قبلی، LDA به طور گسترده برای طبقه‌بندی حرکت‌های مختلف استفاده شده‌است. این طبقه‌بندی کننده در مصالحه‌ی زمان و حجم پردازش، از دقت طبقه‌بندی خوبی برخوردار است. به عبارت دیگر، در مقایسه با طبقه‌بندی کننده‌های دیگر، طبقه‌بندی کننده‌ی LDA پیاده‌سازی آسان و یادگیری سریع‌تری دارد [۱۹].

طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات (LS-SVM): SVM، طبقه‌بندی کننده‌های باینری خطی هستند که تلاش می‌کنند حاشیه‌ی بین دو کلاس را ماکزیم کنند. شهرت این طبقه‌بندی کننده‌ها به دلیل آزادی عمل آن‌ها برای استفاده از انواع توابع کرنل است. این توابع اجازه می‌دهند که SVM در مسایل غیرخطی، با نداشتن داده به فضای ویژگی بعد بالاتر، استفاده شود [۱۲].

جدول (۱) - نام، سرنام و رابطه‌ی ویژگی‌های زمانی مورد استفاده؛ x بردار نمونه‌ها، N تعداد کل نمونه‌ها و x_n نمونه‌ی n م بردار داده‌ها است؛ در روابط ER1 و ER2، عبارت E_i نشان‌گر انرژی کانال نام است؛ در رابطه‌ی هم‌بستگی نیز σ_{ij} ، μ_i و σ_i^2 به ترتیب نشان‌گر کواریانس کانال‌های i و j ، واریانس کانال نام و میانگین کانال نام است.

نام	سرنام	رابطه
مقدار میانگین مطلق	MAV	$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n $
مقدار انتگرال مطلق	IAV	$\sum_{n=1}^N x_n $
طول شکل موج	WL	$\sum_{n=1}^{N-1} (x_n - x_{n+1})$
جزر میانگین مربعات	RMS	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2}$
انرژی	E	$\sum_{n=1}^N x_n^2$
نسبت انرژی روش اول	ER1	$\frac{E_i/E_j}{E_j/E_1} = \frac{E_i \times E_1}{E_j^2}$
نسبت انرژی روش دوم	ER2	$\frac{E_i/E_j}{\sqrt{E_i \times E_j/E_1}} = \frac{E_i \times E_1}{E_j \times \sqrt{E_i \times E_j}}$
هم‌بستگی مطابقت	CC	$\frac{2\sigma_{ij}}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2 + (\mu_i + \mu_j)^2}$

در مطالعات قبلی استفاده شده‌است. با توجه به مطالعات گذشته، این ویژگی‌ها در مصالحه‌ی حجم پردازش و قابلیت تفکیک‌پذیری حرکت‌های مختلف عملکرد مناسبی دارند. برای نمونه، ویژگی‌های ساده‌ای هم‌چون MAV عملکردی مشابه ویژگی‌های پیچیده‌تری چون 1 mdWT دارند [۱۲]. هم‌چنین گزارش شده که ویژگی‌های فرکانسی برای طبقه‌بندی سیگنال EMG مناسب نیستند، هرچند برخی از ویژگی‌های فرکانسی عملکردی همانند ویژگی‌های زمانی دارند [۱۶].

در مرحله‌ی استخراج ویژگی، ویژگی‌های مقدار میانگین مطلق (MAV)، مقدار انتگرال مطلق (IAV)^۲، طول شکل موج (WL)، جذر میانگین مربعات (RMS)^۳، انرژی (E)^۴، نسبت انرژی (ER)^۵ (به دو روش) و هم‌بستگی مطابقت (CC)^۶ از سیگنال‌ها استخراج شد. توصیف این ویژگی‌ها در جدول (۱) آمده است [۱۵، ۱۷].

۳-۳- طبقه‌بندی

روش‌های طبقه‌بندی شامل تحلیل تفکیک کننده‌ی خطی (LDA)، نزدیک‌ترین همسایه (KNN)، مدل مخلوط گوسی (GMM)^۷ و پرسپترون چند لایه (MLP) می‌شود. تمایل زیادی برای استفاده از تنوع بیشتری از طبقه‌بندی کننده‌ها نیست؛ زیرا، مطالعات نشان می‌دهد که بازنمایی ویژگی نسبت به طبقه‌بندی کننده‌ها سهم مهم‌تری در عملکرد کلی دارد. در این مطالعه، طبقه‌بندی کننده‌های LDA و 8 LS-SVM [۱۸] با کرنل 9 RBF مورد ارزیابی قرار گرفتند. طبقه‌بندی کننده‌ی تحلیل تفکیک کننده‌ی خطی (LDA): روش آماری شناخته شده‌ای است که نسبت پراکندگی بین کلاسی به پراکندگی درون کلاسی را ماکزیم می‌کند و بیش‌ترین تفکیک‌کنندگی را به دست می‌آورد. کاربرد این روش برای مجموعه داده‌های داده شده به شدت

¹ marginal Discrete Wavelet Transform
² Integrated Absolute Value
³ Root Mean Square
⁴ Energy
⁵ Energy Ratio
⁶ Concordance Correlation
⁷ Gaussian Mixture Model
⁸ Least Square Support Vector Machine
⁹ Radial Basis Function

پردازش، برای بهترین حالت ویژگی‌های تکی، دوتایی و چندتایی، برای هردو طبقه‌بندی کننده، در جدول (۲) نشان داده شده است.

نتایج مربوط به طبقه‌بندی کننده‌ی LDA در شکل (۳) با رنگ صورتی مشخص شده است. همان طور که در جدول (۲) هم آمده، برای این طبقه‌بندی کننده، برای حالت تک ویژگی، بهترین میانگین دقت مربوط به RMS با پنجره گذاری به روش اول و با دقت ۷۸/۸۴ درصد و برای ترکیب‌های دوتایی باز هم مربوط به روش اول و برای ترکیب ویژگی‌های IAV (or MAV)+CC با مقدار ۸۴/۲۳ درصد است. زمانی که از ترکیب ویژگی‌های چندتایی برای طبقه‌بندی کننده‌ی LDA استفاده شد، بهترین میانگین دقت با ترکیب تمام ویژگی‌ها، با روش پنجره گذاری اول، ۸۴/۰۳ درصد به دست آمد. برای طبقه‌بندی کننده‌ی LS-SVM که نتایج آن در شکل (۳) با رنگ آبی مشخص شده، بهترین میانگین دقت طبقه‌بندی برای حالت تک ویژگی مربوط به IAV با پنجره گذاری به روش اول و با دقت ۸۳/۵۷ درصد است. با توجه به جدول (۲)، برای ترکیب دوتایی ویژگی‌ها، بهترین میانگین دقت، مربوط به ویژگی‌های IAV+RMS با شیوه‌ی پنجره گذاری دوم، مقدار ۸۴/۸۲ درصد به دست آمد. برای طبقه‌بندی کننده‌ی LS-SVM، ماکزیم میانگین دقت، با مقدار ۸۵/۱۹ درصد برای شیوه‌ی پنجره گذاری دوم و ترکیب ویژگی‌های MAV+IAV+RMS+WL است.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

یکی از مزیت‌های اصلی این مطالعه نسبت به بسیاری از مطالعات پیشین، طبقه‌بندی برای ۵۲ حرکت پنجه است که می‌تواند از دیدگاه کاربردی ارزش زیادی داشته باشد؛ زیرا، با افزایش تعداد حرکت‌های قابل بازشناسی، پروتز مایو الکتریک کاربرپسندتر خواهد شد.

مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها در شکل (۳) نشان می‌دهد، در بیش‌تر موارد LS-SVM نسبت به LDA دقت بالاتری دارد. اگرچه، ویژگی CC و ترکیب آن با ویژگی‌های دیگر، در تمام موارد با طبقه‌بندی کننده‌ی LDA پاسخ مناسب‌تری نسبت به LS-SVM می‌دهد.

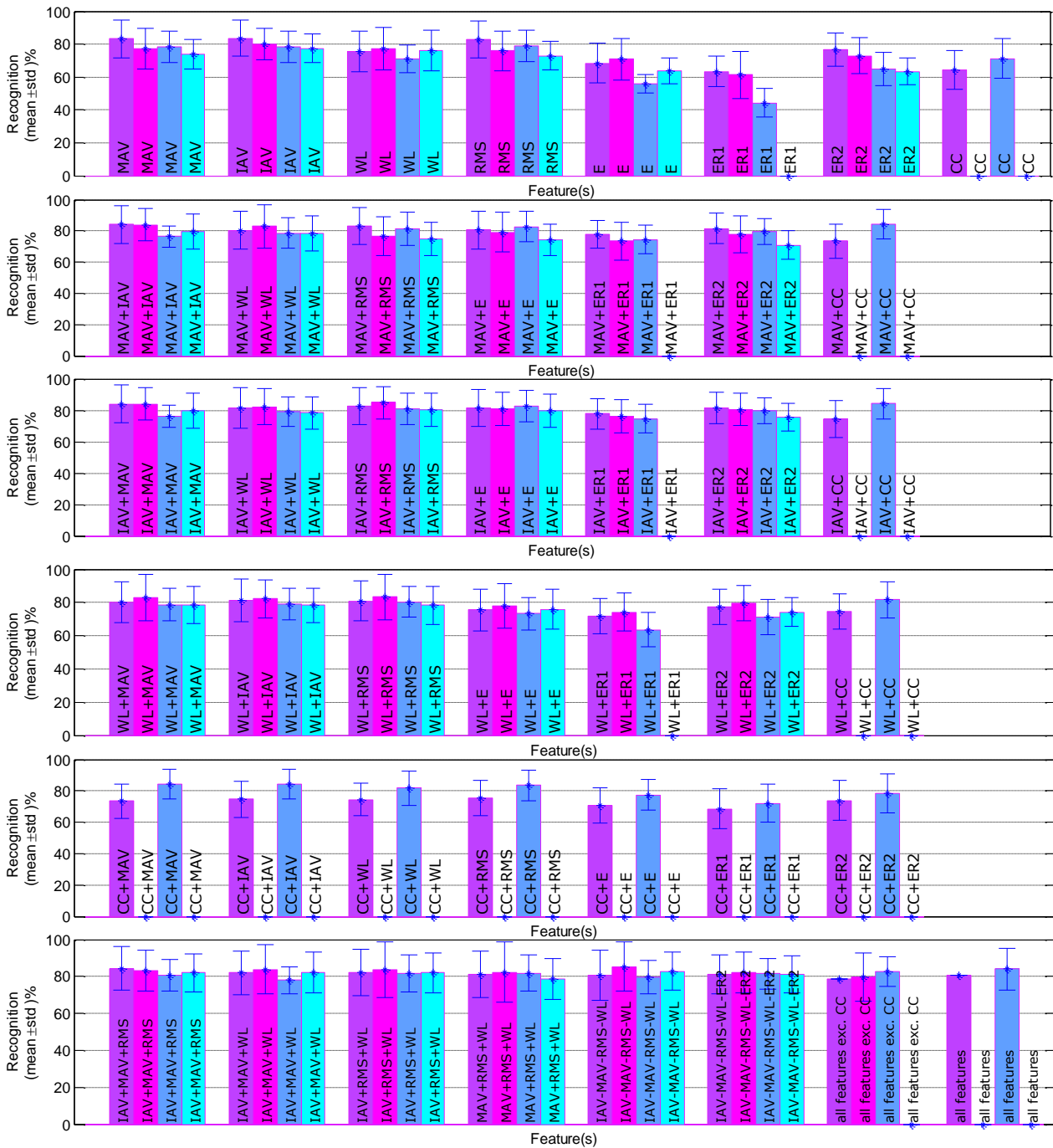
طبقه‌بندی کننده‌ی LS-SVM هم مانند SVM استاندارد، یک طبقه‌بندی کننده‌ی مبتنی بر کرنل است که به دنبال ماکزیم حاشیه‌ی بین دو کلاس است. طبقه‌بندی کننده‌ی LS-SVM یک فرمول‌بندی خاص از SVM است که بعد از ساختن لاگرانژ به وسیله‌ی حل سیستم KKT^۱ خطی، مدل به نحو مؤثرتری آموزش داده می‌شود. حل یک سیستم خطی در LS-SVM نسبت به برنامه‌ی درجه دوم در SVM، امتیاز محسوب می‌شود.

از آنجا که LDA و LS-SVM هردو طبقه‌بندی کننده‌های باسرپرست هستند، از ۱۰ تکرار هر حرکت، ۹ تکرار برای آموزش و یک تکرار باقیمانده برای آزمون استفاده شد. بدین ترتیب برای ۵۲ حرکت، یک مجموعه‌ی آموزشی ۶۸×۹ تایی (۵۲×۹) تشکیل شد. انتخاب از ۱۰ تکرار هر حرکت برای آموزش و آزمون به صورت 10-Fold انجام شد تا تمام حالات پوشش داده شود. برای پیاده‌سازی LDA از دستورات نرم‌افزار MATLAB و برای LS-SVM از جعبه‌ابزار LS-SVMlab استفاده شد [۲۰].

۴- نتایج

با توجه به رابطه‌ی ریاضی هم‌بستگی مطابقت (CC)، این ویژگی برای روش دوم پنجره گذاری قابل تعریف نیست؛ در نتیجه، این ویژگی و ترکیب‌های آن برای روش دوم محاسبه نشده است. به دلیل هم‌جنس بودن ویژگی‌های RMS، E، ER1 و ER2، این چهار ویژگی به صورت ترکیب‌های دوتایی مورد آزمون قرار نگرفتند. ویژگی ER1 با روش پنجره گذاری دوم برای طبقه‌بندی کننده‌ی LDA (به دلیل شرایط خاص این طبقه‌بندی کننده) قابل استفاده نبود. هم‌چنین سعی شد با توجه به نتایج ترکیب‌های دوتایی، ترکیب‌های چندتایی به نحوی انتخاب شوند که بهبودی در نتایج حاصل شود. میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی در شکل (۳) نشان داده شده است. در این شکل، نتایج دو طبقه‌بندی کننده‌ی LDA و LS-SVM در کنار هم آورده شده تا کار مقایسه ساده‌تر شود. مقادیر میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی به همراه زمان لازم برای

^۱ Karush-Kuhn-Tucker



شکل (۳) - میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی، مربوط به طبقه‌بندی کننده‌ی *LDA* و *LS-SVM*. در نمودار A نتایج مربوط به استفاده از ویژگی‌های تکی آورده شده؛ نمودارهای B، C، D و E نتایج مربوط به ترکیب ویژگی‌های دوتایی است. توصیف نتایج مربوط به ترکیب ویژگی‌های چندتایی در نمودار F آمده؛ رنگ بنفش مربوط به نتایج طبقه‌بندی کننده‌ی *LS-SVM* و رنگ آبی مربوط به نتایج طبقه‌بندی کننده‌ی *LDA* است. برای هر رنگ، رنگ تیره مربوط به روش پنجره گذاری اول و رنگ روشن برای شیوه‌ی پنجره گذاری دوم است.

ثابت است. در طبقه‌بندی کننده‌ی *LDA* برای هر دو شیوه‌ی پنجره گذاری، تقریباً در تمام موارد ترکیب ویژگی‌های سه‌تایی و چندتایی نسبت به ویژگی‌های تکی نتایج بهتری نشان دادند.

با اینکه بهترین میانگین دقت طبقه‌بندی در *LS-SVM* از *LDA* حدود یک درصد بالاتر است، اما زمان پردازش طبقه‌بندی کننده‌ی *LDA*، ۴۰۰۰ برابر کم‌تر است (جدول ۲). پیاده‌سازی طبقه‌بندی کننده‌ی *LDA* آسان‌تر است و نتیجه‌ی آن به دلیل عدم وجود پارامترهای متغیر، همواره

جدول (۲) - مقادیر میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی به همراه زمان پردازش متناظر (بر حسب ثانیه) برای بهترین حالت‌های به دست آمده از ویژگی‌های تکی، دوتایی و چندتایی از هردو شیوه‌ی پنجره‌گذاری برای طبقه‌بندی کننده‌های LDA و LS-SVM.

طبقه‌بندی کننده	روش پنجره‌گذاری	ویژگی	میانگین دقت (%)	انحراف معیار	زمان پردازش (ثانیه)
LDA	اول	RMS	۷۸/۸۴	۹/۵۵	۰/۵۶
LDA	اول	IAV(or MAV)+CC	۸۴/۲۳	۹/۵۸	۰/۴۵
LDA	اول	MAV+IAV+WL+RMS+E+ER1+ER2+CC	۸۴/۰۳	۱۱/۱۷	۱/۰۱
LDA	دوم	IAV	۷۷/۳	۸/۶۸	۰/۲۷
LDA	دوم	IAV+RMS	۸۰/۳۸	۱۰/۶	۰/۳
LDA	دوم	IAV+MAV+RMS+WL	۸۲/۶۹	۱۰/۳	۰/۳۷
LS-SVM	اول	IAV	۸۳/۵۷	۱۱	۲۳۰۳/۲
LS-SVM	اول	IAV+MAV	۸۴/۰۳	۱۲/۱۶	۲۱۹۲/۲
LS-SVM	اول	IAV+MAV+RMS	۸۴/۴۲	۱۱/۶	۲۱۶۵/۷
LS-SVM	دوم	IAV	۸۰/۰۹	۹/۷۳	۲۶۲۴/۶
LS-SVM	دوم	IAV+RMS	۸۴/۸۲	۱۰/۲	۱۹۷۴/۱
LS-SVM	دوم	IAV+MAV+RMS+WL	۸۵/۱۹	۱۳/۳۲	۲۳۶۹/۱

ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia” *Nature* 442, 164-171, 2006.

[2] T. Kuiken, P. Marasco, B. Lock, R. Harden, J. Dewald, “Redirection of cutaneous sensation from the hand to the chest skin of human amputees with targeted reinnervation” *Proc Nat Acad Sci USA* 104 (50), 20061–20066, 2007.

[3] B. Peerdeman, D. Boere, H. Witteveen, R. Huis, H. H. S. Stramigioli, H. Rietman, P. Veltink, S. Misra, “Myoelectric forearm prostheses: State of the art from a user-centered perspective” *JRRD* 2011.

[4] P. Shenoy, K. J. Miller, B. Crawford, R. N. Rao, “Online electromyographic control of a robotic prosthesis” *IEEE Trans Biomed Eng* 55 (3), 1128–35, 2008.

[5] L. Hargrove, Y. Losier, B. Lock, K. Englehart, B. Hudgins, “A real-time pattern recognition based myoelectric control usability study implemented in a virtual environment” *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 4842–45, 2007.

[6] J. W. Sensinger, B. A. Lock, T. A. Kuiken, “Adaptive pattern recognition of myoelectric signals: Exploration of conceptual framework and practical algorithms” *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 17 (3), 270–78, 2009.

[7] R. Zhou, X. Liu, G. Li, “Myoelectric signal feature performance in classifying motion classes in transradial amputees” *Proceedings of the Congress of the International Society of Electrophysiology and Kinesiology (ISEK)* 2010.

[8] G. Li, A. Schultz, T. Kuiken, “Quantifying pattern recognition based myoelectric control of

در LS-SVM افزایش تعداد ویژگی‌های مورد استفاده در شرایط خاص موجب بهبود کارایی طبقه‌بندی کننده می‌شود، مانند اضافه کردن IAV+RMS+WL به طور هم‌زمان به MAV. درحالی که در مواردی نظیر MAV در قیاس با MAV+ER1، اضافه شدن ویژگی جدیدی به ویژگی مورد استفاده برای طبقه‌بندی، موجب کاهش کارایی طبقه‌بندی کننده شده‌است. هم‌چنین در شیوه‌ی پنجره‌گذاری دوم، ترکیب‌های سه‌تایی و چندتایی ویژگی‌ها تقریباً در تمام موارد پاسخ بهتری در مقایسه با ویژگی‌های تکی نشان دادند.

مقادیر انحراف معیار به طور میانگین در LS-SVM بالاتر از LDA است. نوع پنجره‌گذاری و انتخاب ویژگی‌ها در این مطالعه موجب می‌شود که این روش به صورت فعلی برای کاربردهای برخط (online) قابل استفاده نباشد. برای استفاده‌ی عملی در پروتز دست این محدودیت باید در مطالعات آینده برطرف شود.

۶- مرجع‌ها

[1] L. R. Hochberg, M. D. Serruya, G. M. Friebs, J. A. Mukand, M. Saleh, A. H. Caplan, A. Branner, D. Chen, R. D. Penn, J. P. Donoghue, “Neuronal

- [14] Otto Bock HealthCare Products GmbH, 13E200 Electrode Myobock, Retrieved 15/10/2013 from: <http://www.ottobock.com/>.
- [15] M. Zecca, S. Micera, M. C. Carrozza, and P. Dario, "Control of Multifunctional Prosthetic Hands by Processing the Electromyographic Signal" *Critical Reviews™ in Biomedical Engineering* 2002.
- [16] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, C. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification" *Expert Systems with Applications* 39, 7420-7431, 2011.
- [17] X. Tang, Y. Liu, C. Lv, D. Sun, "Hand Motion Classification Using a Multi-Channel Surface Electromyography" *Sensors* 12 (2), 1130-1147, 2012.
- [18] J. A. K. Suykens, T. V. Gestel, J. De Brabanter, D. B. De Moor, E. J. Vandewalle, "Least Squares Support Vector Machines" *World Scientific Singapore* (ISBN 981-238-151-1), Retrieved 28/12/2012 from: <http://books.google.com/>, 2002.
- [19] G. Li, "Electromyography Pattern-Recognition-Based Control of Powered Multifunctional Upper-Limb Prostheses" *Advances in Applied Electromyography Joseph Mizrahi (Ed) ISBN 978-953-307-382-8*, InTech, Available at: <http://www.intechopen.com>, 2011.
- [20] Least Square Support Vector Machines MATLAB/C Toolbox, retrieved 11/1/2012 from: <http://www.esat.kuleuven.be/>.
- multifunctional transradial prostheses" *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 18 (2), 185–192, 2010.
- [۹] ا. صائب منفرد، ک. ستاره‌دان، "طبقه‌بندی سیگنال الکترومایوگرام (EMG) حاصل از حرکات مختلف دست توسط ماشین‌های بردار حمایتی (SVM)" یازدهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، ۱۳۸۴.
- [10] M. A. Oskoei, H. Hu, "Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb" *IEEE Trans Biomed Eng* 55 (8), 1956–1965, 2008.
- [11] Z. Yan, X. You, J. Chen, X. Ye, "Motion classification of EMG signals based on wavelet packet transform and LS-SVMs ensemble" *Transaction on Tianjin University and Springer verlag* 2009.
- [12] I. Kuzborskij, A. Gijsberts, B. Caputo, "On the Challenge of Classifying 52 Hand Movements from Surface Electromyography" *Proceedings of Annual International Conference on IEEE-EMBC* 4931-4937, 2012.
- [13] M. Atzori, A. Gijsberts, et al. "NINAPRO project first milestone: Set up of the database" *Institute of Business Information Systems, University of Applied Sciences Western Switzerland, Sierre, Switzerland, Tech Rep*, available at: <http://publications.hevs.ch>, 2012.