DOI: 10.22041/ijbme.2007.13498

Surface Electromyogram Signal Classification using Higher Order Statistics

K. Nazarpour[1], A.R. Sharafat[2*], S.M. Firoozabadi[3]

[1] Assistant Professor, Brain Behavioral Sciences Group, University of Birmingham, Birmingham, United Kingdom, k.nazarpour@bham.ac.uk

[2] Professor, School of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

[3] Associate Professor, Biophysics Group, School of Medicine, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, pourmir@modares.ac.ir

Abstract

A novel approach to surface electromyogram (sEMG) signal classification using its higher order statistics (HOS) is presented in this study. As the probability density function of the sEMG during isometric contraction in some cases is very close to the Gaussian distribution, it is frequently assumed to be Gaussian. As this assumption is not valid when the force is small, in this paper, we consider the non-Gaussian characteristics of the sEMG, and compute the second-, the third- and the fourth order statistics of the sEMG as its features. These features are used to classify four upper limb primitive motions, i.e., elbow flexion (EF), elbow extension (EE), forearm supination (FS), and forearm pronation (FP). We used the sequential forward selection (SFS) method to reduce the number of HOS features to a sufficient minimum while retaining their discriminatory information, and apply the *K*-nearest neighbor method for classification. Our approach is robust against statistical variations in noise, and does not require additional computations compared to existing methods for providing high rates of correct classification of the sEMG, which makes it useful in devising real-time sEMG controlled prostheses.

Keywords: **Surface electromyogram signal; Isometric contraction; Higher order statistics; *K*-nearest neighbor; Sequential forward selection**

* **Corresponding author**
Address: *Ahmad Reza Sharafat, School of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, P. O. Box 14155-4838, Tehran, Iran*
Tel: *+98 21 82883372*
Fax: *+98 21 22257582*
E-mail: *ahmad.sharafat@gmail.com*

DOI: 10.22041/ijbme.2007.13498

طبقه‌بندي سيگنال الکترومايوگرام سطحي با استفاده از آمارگان مرتبه بالا

كيانوش نظرپور[۱]، احمد رضا شرافت[۲*]، سيد محمد فيروزآبادي[۳]

[۱] استاديار گروه علوم رفتاري مغز، دانشگاه بيرمنگام، انگلستان k.nazarpour@bham.ac.uk

[۲] استاد دانشکده مهندسي برق و کامپيوتر، دانشگاه تربيت مدرس، تهران

[۳] دانشيار گروه فيزيک پزشکي، دانشکده پزشکي، دانشگاه تربيت مدرس، تهران pourmir@modares.ac.ir

---

چکيده

در اين مقاله يک روش کارآمد براي طبقه‌بندي سيگنال الکترومايوگرام سطحي را با استفاده از آمارگان مرتبه بالا ارائه مي‌دهيم. چون تابع توزيع احتمال سيگنال الکترومايوگرام سطحي که در شرايط انقباض عضلاني ايزومتريک ثبت مي‌گردد در بعضي موارد به توزيع گوسي بسيار نزديک است، در بسياري از تحقيقات گذشته اين تابع توزيع گوسي فرض گرديده است. چون اين فرض براي دامنه هاي کوچک نيرو نادرست است، در اين مقاله براي استخراج ويژگي، با توجه به ماهيت غيرگوسي سيگنال الکترومايوگرام، آمارگان مرتبه‌هاي دوم، سوم، و چهارم براي اين سيگنال در تاخيرهاي متفاوت محاسبه و از اين ويژگي‌ها در شناسايي الگوهاي چهار حرکت ابتدايي باز و بسته کردن آرنج و چرخش به سمت داخل و خارج ساعد استفاده شده‌اند. از روش انتخاب ترتيبي مستقيم براي کاهش تعداد ويژگي‌هاي آمارگان مرتبة بالا استفاده کرده و طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه براي دسته‌بندي آنها به کار گرفته شد. روش پيشنهادي در برابر تغييرات آماري نويز مقاوم بوده و در مقايسه با ساير روش‌هاي موجود، نياز به محاسبات بيشتري براي حصول به نرخ بالا براي طبقه بندي ندارد. اين امر، استفاده از روش پيشنهادي را در پروتزهائي که با سيگنال الکترومايوگرام سطحي به‌صورت بي‌درنگ کنترل مي‌شوند امکان‌پذير مي‌سازد.

واژه‌هاي کليدي: سيگنال الکترومايوگرام سطحي؛ انقباض ايزومتريک؛ آمارگان مرتبه بالا؛ طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه؛ انتخاب ترتيبي مستقيم

---

* عهده‌دار مکاتبات

نشاني: تهران، دانشکده مهندسی برق و کامپيوتر، دانشگاه تربيت مدرس، صندوق پستی ۴۸۳۸-۱۴۱۵۵

تلفن: ۲۹۹۸۲۴۷۱، دورنگار: ۲۲۲۵۷۵۸۲، پيام نگار: ahmad.sharafat@gmail.com

۱- مقدمه

سيگنال الکترومايوگرام سطحي را مي‌توان برآيند زماني-مکاني پتانسيل‌هاي عمل ايجاد شده در تارهاي عضلاني در نظر گرفت که با به‌کارگيري الکترودهاي سطحي از سطح پوست ثبت مي‌شود [۱]. اين سيگنال، اطلاعات مربوط به طول و گشتاور ماهيچه و همچنين ميزان انقباض و درگيري ماهيچه‌هاي خاص در رفتار مکانيکي بافت را در بر دارد. سيگنال الکترومايوگرام يك سيگنال تصادفي غيرايستان[1] است که مي‌توان آن را با تقريب قابل‌قبولي در فواصل زماني کوتاه (کمتر از ۲۰۰ms)، ايستان[2] فرض کرد [۱]. چون در سال‌هاي اخير در کنترل پروتزهاي مايوالکتريک از سيگنال الکترومايوگرام استفاده مي‌شود، پردازش صحيح و عاري از خطاي آن مورد توجه قرار گرفته است [۲]. کنترل پروتزهاي مايوالکتريک به‌وسيله شناسايي الگو و دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام مربوط به حرکات متفاوت انجام‌پذير مي‌گردد. هر کدام از اين دسته‌ها يک کلاس حرکتي ناميده مي‌شود. براي شناسايي الگوهاي حرکتي سيگنال الکترومايوگرام، استفاده از روش‌هاي شناسايي آماري الگو پيشنهاد شده است [۳] و همچنين مي‌توان پس از استخراج ويژگي به‌کمك شبکه عصبي هاپفيلد[3]، سيگنال الکترومايوگرام را با استفاده از شبکه عصبي پرسپترون چند لايه[4] (MLP)، دسته‌بندي کرد [۴]. براي شناسايي اين الگوها از خوشه‌يابي آنها با استفاده از روش‌هاي فازي[5] [۵]، تحليل‌هاي زمان-فرکانسي (تبديل موجک[6]) [۶-۸] و روش‌هاي مبتني بر نظريه آشوب[7] [۹] نيز استفاده شده است.

روش‌هاي متداول براي استخراج ويژگي‌هاي سيگنال الکترومايوگرام سطحي در اشخاص معلول، نسبتاً کند و به ويژه براي انقباضات غيرمعمول ماهيچه‌هاي درگير، قابل اطمينان نيستند. مشکل اصلي، همپوشاني کلاس‌هاي حرکتي در فضاي ويژگي است. به عبارت ديگر، برخي از کلاس‌هاي حرکتي نزديك به‌هم و يا حتي روي‌هم هستند که منجر به تشخيص نادرست فرمان حرکتي خواهد شد. همچنين آسيب و يا ضعف ماهيچه‌هاي شخص معلول در انجام حرکات متفاوت، سبب شباهت سيگنال‌هاي الکترومايوگرام مربوط به آنها و در نتيجه همپوشاني بيشتر کلاس‌ها مي‌گردد. شناسايي الگوي سيگنال الکترومايوگرام شامل مراحل ثبت و پيش‌پردازش سيگنال، استخراج ويژگي، کاهش بعد، دسته‌بندي و تخمين خطا است.

در بسياري از مقالات منتشر شده تاکنون براي تفسير سيگنال الکترومايوگرام ثبت شده حين انقباض هاي ايزومتريک، تابع چگالي احتمال[8] اين سيگنال، گوسي فرض شده است. ولي در سال‌هاي اخير تعداد انگشت شماري از محققان بدون رد فرضيه گوسي بودن سيگنال الکترومايوگرام در دامنه‌هاي بزرگ، با استفاده از الگوريتم‌هاي خاص پردازش سيگنال‌هاي غيرگوسي، روند جديدي را براي پردازش اين سيگنال ارائه کرده‌اند.

مشخصات آماري سيگنال‌هاي الکترومايوگرام سطحي که در دامنه‌هاي متفاوت نيرو آشکار شده بودند، به‌کمك آزمايش کاي-اسکوار[9] بررسي شده و چون احتمال انحراف چگالي سيگنال الکترومايوگرام از توزيع گوسي[10] کمتر از ۰/۰۰۱ بود، توزيع گوسي در نظر گرفته شده است [۱۰]. سرعت هدايت پتانسيل‌هاي عمل در ماهيچه مورد بررسي قرار گرفته و نشان داده شده است که در دامنه۳۰٪ انقباض ارادي بيشينه[11]، تابع توزيع اين سيگنال الکترومايوگرام سطحي در صفر، مقدار بيشتري نسبت به توزيع گوسي دارد [۱۱]. در مطالعه ديگري تابع چگالي احتمال سيگنال الکترومايوگرام در دامنه‌هاي۲۰%، ۴۰%، ۶۰% و ۸۰% انقباض ارادي بيشينه بررسي شده و نشان داده شده است که سيگنال در دامنه‌هاي پايين نيرو کاملاً غيرگوسي است و هر قدر دامنه نيروي انقباض عضلاني بيشتر گردد، توزيع اين سيگنال به توزيع گوسي نزديک مي‌شود [۱۲]. اين نتيجه در تحقيقات ديگري نيز تأييد شده است [۱۳، ۱۴] . سيگنال الکترومايوگرامي که در دامنه‌هاي کوچک نيرو (زير ۳۰% انقباض ارادي بيشينه) آشکار مي‌شود، بيشتر از آنکه داراي توزيع گوسي باشد از توزيع لاپلاس[12] پيروي مي‌کند. به‌همين دليل آن را مي‌توان با استفاده از روش‌هاي پردازش سيگنال‌هاي غيرگوسي، پردازش کرد [۱۵، ۱۶] .

---

[1] Nonstationary
[2] Stationary
[3] Hopfied
[4] **M**ulti **L**ayer **P**erceptron
[5] FUZZY
[6] Wavelet transform
[7] Chaos theory
[8] Probability density function
[9] Chi-square
[10] Gaussian distribution
[11] Maximum Voluntary Contraction
[12] Laplace

در دهه اخير، استفاده از آمارگان مرتبه بالا[13] يا كاميولنت‌ها[14] به‌عنوان روشي مفيد براي آشكارسازي سيگنال‌هاي غيرگوسي آغشته به نويزهاي گوسي مورد توجه قرار گرفته است. اين مسأله از آنجا ناشي مي‌شود كه كاميولنت‌هاي مرتبه بالا نسبت به فرآيندهاي گوسي (سفيد يا رنگي) غيرحساسند [۱۷]. براي توجيه استفاده از آمارگان مرتبة بالا براي پردازش سيگنال الكترومايوگرام بايد ماهيت غيرگوسي سيگنال الكترومايوگرام را در نظر گرفت. ما در تحقيقات گذشته نشان داديم كه در آمارگان مرتبه بالاي سيگنال الكترومايوگرام اطلاعات طبقه‌بندي سودمندي وجود دارد كه مي‌توانند نرخ طبقه‌بندي را افزايش دهند [۱۸- ۲۰].

چون دسته‌بندي صحيح‌تر به استخراج ويژگي‌هايي با همپوشاني كمتر بستگي مستقيم دارد، با معرفي يک ويژگي جديد براي اين سيگنال، نرخ طبقه‌بندي را افزايش مي‌دهيم. از اين ويژگي‌ها در شناسايي الگوهاي چهار حركت ابتدايي باز و بسته كردن آرنج و چرخش به سمت داخل و خارج ساعد استفاده كرده ايم. علاوه بر اين چون محاسبه آمارگان مرتبه بالا به صورت بي‌درنگ امكان‌پذير است [۲۱] و همچنين طبقه‌بندي كننده مورد استفاده بر خلاف طبقه‌بندي كننده‌هاي معمول، دسته‌بندي الگوهاي ورودي را سريع انجام مي‌دهد، مي‌توان از اين روش در كنترل پروتزهاي مايوالكتريک استفاده كرد.

۲- روش

در اين قسمت ابتدا مشخصات پايگاه داده استاندارد سيگنال الكترومايوگرامي كه از آن استفاده شده است، بيان مي‌گردد. پس از ذكر مباني رياضي آمارگان مرتبة بالا، روش پيشنهادي براي استخراج ويژگي از سيگنال الكترومايوگرام سطحي توضيح داده شده است. سپس براي كاهش بعد بردار ويژگي و انتخاب زيرمجموعه مناسب ويژگي، به گونه‌اي كه بيشترين نرخ دسته‌بندي با كمترين هزينه محاسباتي حاصل شود، الگوريتم انتخاب ترتيبي مستقيم[15] (SFS) [۲۲] را به كار گرفته و معياري براي تعيين ميزان جداپذيري كلاس‌ها[16] [۲۲] مورد استفاده قرار گرفته است. به دنبال آن روش طبقه‌بندي K نزديكترين همسايه[17] [۲۲] و دلايل استفاده از آن بيان شده است.

۲-۱- سيگنال الكترومايوگرام سطحي

از ۱۶ شخص سالم، بدون ناراحتي عصبي عضلاني و يا قطع عضو، براي تهيه اين پايگاه اطلاعاتي، سيگنال الكترومايوگرام سطحي جمع‌آوري شده است. هر كدام از اين ۱۶ نفر چهار حركت EF[18]، EE[19]، FS[20] و FP[21] را ۱۰۰ مرتبه و به صورت ايزومتريک انجام دادند. به اين ترتيب كه پس از پايان ۱۰۰ مرتبه براي هر حركت، ۱۰۰ مرتبه حركت بعدي انجام مي‌شد. در نتيجه، براي هر نفر، ۴۰۰ نمونه سيگنال الكترومايوگرام و در كل ۶۴۰۰ نمونه سيگنال الكترومايوگرام براي ۱۶ نفر به‌دست آمد. سيگنال الكترومايوگرام آشكار شده در پنجره‌هاي زماني به طول ۲۵۶ms در يك پايگاه داده[22] قرار داده شده است و از سيگنال‌هاي اين پايگاه داده پس از كسب اجازه رسمي از مديريت آن، استفاده شده است. اين مجموعه داده در مطالعات ديگري نيز استفاده شده است [۶، ۷].

۲-۲- آمارگان مرتبه بالا

تاكنون در بسياري از پردازش‌هايي كه در مورد سيگنال الكترومايوگرام انجام شده، فرض گوسي بودن سيگنال براي ساده‌سازي رعايت شده است. از آنجا كه سيگنال الكترومايوگرام سطحي براي نيروهاي كوچک يک سيگنال گوسي نيست [۱۹]، در اين پژوهش، نظريه استفاده از آمارگان مرتبه بالا براي دسته‌بندي اين سيگنال دنبال شده است. كاميولنت‌هاي مرتبه‌هاي دوم، سوم، و چهارم سيگنال الكترومايوگرام سطحي $x(t)$ با متوسط صفر را مي‌توان به صورت زير محاسبه كرد [۱۷]،

$$C_{2,x}(\tau_1) = E\{x(t)x(t+\tau_1)\} \quad (۱)$$

$$C_{3,x}(\tau_1,\tau_2) = E\{x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)\} \quad (۲)$$

13 Higher Order Statistics
14 Cumulant
15 **S**equential **F**orward **S**election
16 Class Separability Measure
17 K-Nearest Neighbor
18 **E**lbow **F**lexion
19 **E**lbow **E**xtension
20 **F**orearm **S**upination
21 **F**orearm **P**ronation
22 ftp://ftp.unb.ca/

$$C_{4,x}(\tau_1,\tau_2,\tau_3) = E\{x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)x(t+\tau_3)\} - C_{2,x}(\tau_1)C_{2,x}(\tau_2-\tau_3) - C_{2,x}(\tau_2)C_{2,x}(\tau_3-\tau_1) - C_{2,x}(\tau_3)C_{2,x}(\tau_1-\tau_2) \quad (۳)$$

که C، کاميولنت و τ_1، τ_2، و τ_3 تأخيرهاي زماني هستند. در اين پژوهش، تعداد ۳۸ کاميولنت مرتبه‌هاي دوم، سوم، و چهارم سيگنال‌هاي الکترومايوگرام سطحي آشکار شده از دو عضله دوسر[23] و سه‌سر[24] بازويي را براي مقادير صفر، ۱، و ۲ براي هر يک از پارامترهاي τ_1، τ_2، و τ_3 محاسبه کرده (مجموعاً تعداد ۷۶ مقدار براي دو کانال) و به‌عنوان ويژگي مورد استفاده قرار داده شد. براي تأخيرهاي بيشتر، به دليل اندازه کوچک کاميولنت‌ها، استخراج اطلاعات طبقه‌بندي آسان نيست. همچنين با افزايش فضاي ويژگي، هزينه محاسباتي بسيار افزايش مي‌يابد. به همين دلايل، به محاسبهٔ کاميولنت‌ها در محدودهٔ پيش‌گفته اکتفا شده است.

۲-۲-۱- تخمين کاميولنت‌ها

در بسياري از موارد عملي، بايد از روي داده‌هاي ثبت شده و با تخمين اميد رياضي، مقدار کاميولنت‌ها را محاسبه کرد. براي محاسبه کاميولنت مرتبه سوم از رابطه (۴) استفاده شده است [۱۷].

$$C_{3x}(\tau_1,\tau_2) \cong \hat{C}_{3x}(\tau_1,\tau_2) = \frac{1}{N}\sum_t x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2) \quad (۴)$$

که N، تعداد نمونه‌هاي ثبت شده سيگنال است. همچنين $C_{4x}(\tau_1,\tau_2,\tau_3)$ به صورت رابطه (۵) تخمين زده شده است:

$$C_{4x}(\tau_1,\tau_2,\tau_3) \cong \hat{C}_{4x}(\tau_1,\tau_2,\tau_3) = \frac{1}{N}\sum_t x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)x(t+\tau_3) - \frac{1}{N^2}[x_2(\tau_1)x_2(\tau_2-\tau_3) - x_2(\tau_2)x_2(\tau_3-\tau_1) - x_2(\tau_3)x_2(\tau_1-\tau_3)] \quad (۵)$$

در روابط (۴) و (۵)، $C_{kx}(\cdot)$ نشانگر همبستگي مرتبه kام سيگنال $x(t)$ است.

ابتدا طبق روابط (۱)، (۲)، و (۳) براي سيگنال‌هاي ثبت شده از هر کانال، بايد تعداد ۳۸ ويژگي محاسبه شود. اما چون کاميولنت‌ها در آرگومان[25]هاي خود متقارن هستند [۱۷]، تنها ۱۹ ويژگي يکتاي زير انتخاب شد:

$$C_{2,x}(0),C_{2,x}(1),C_{2,x}(2),C_{3,x}(0,0),C_{3,x}(0,1), C_{3,x}(0,2),C_{3,x}(1,1),C_{3,x}(1,2),C_{3,x}(2,2), C_{4,x}(0,0,0),C_{4,x}(0,0,1),C_{4,x}(0,0,2), C_{4,x}(0,1,1),C_{4,x}(0,1,2),C_{4,x}(0,2,2), C_{4,x}(1,1,1),C_{4,x}(1,1,2),C_{4,x}(1,2,2),C_{4,x}(2,2,2). \quad (۶)$$

براي۶۴۰۰ تکه سيگنال الکترومايوگرام ايستان، ۱۹ ويژگي مذکور در هر کانال محاسبه شد و از بردارهاي ويژگي حاصل براي دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام در کلاس‌هاي حرکتي چهارگانه استفاده شده است.

۲-۳. معيار جداپذيري کلاس‌ها

براي تعيين ميزان جداپذيري کلاس‌ها معيار پرکاربرد ماتريس پراکندگي[26] [۲۲] انتخاب شده است که به کمک آن مي‌توان به توانايي هر يک از ويژگي‌هاي استخراجي براي تمايز الگوهاي سيگنال الکترومايوگرام بدون استفاده از طبقه‌بندي کننده، پي برد. ماتريس‌هاي پراکندگي به صورت زير تعريف مي‌شوند:

۱. ماتريس پراکندگي درون‌کلاسي[27] براي M کلاس از رابطه (۷) به‌دست مي‌آيد:

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^{M} P_i \mathbf{C}_i \quad (۷)$$

که P_i احتمال کلاس w_i است. اگر n_i تعداد نمونه‌هاي کلاس w_i و N تعداد کل نمونه‌ها باشد، داريم:

$$P_i \cong \frac{n_i}{N} \quad (۸)$$

مقدار $\mathrm{trace}\{\mathbf{S}_w\}$ که برابر حاصل جمع عناصر قطري ماتريس $\mathbf{S}_w$ است معياري از ميانگين واريانس‌هاي تمام ويژگي‌ها براي کل کلاس‌ها، و مقادير $\mathbf{m}_i$ و $\mathbf{C}_i = E[(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)^T]$ به‌ترتيب ميانگين هر کلاس و ماتريس کوواريانس هستند.

۲. ماتريس پراکندگي مختلط[28] براي M کلاس برابر:

[23] Biceps [24] Triceps [25] Argoman [26] Scatter Matrix
[27] Within Class Scatter Matrix

$$\mathbf{S}_m = E\left[(\mathbf{x}-\mathbf{m}_0)(\mathbf{x}-\mathbf{m}_0)^T\right] \quad (۹)$$

است که $\mathbf{S}_m$ ماتریس کوواریانس بردار ويژگي نسبت به بردار ميانگين كلي، و $\mathbf{m_0}$ بردار ميانگين همة بردارهاي ميانگين نمونه‌هاست که از رابطه (۱۰) به‌دست مي‌آيد:

$$\mathbf{m}_0 = \sum_{i=1}^{M} P_i \mathbf{m}_i \quad (۱۰)$$

اکنون معيار جداپذيري کلاس‌ها به صورت رابطه (۱۱) تعريف مي‌شود:

$$J = \mathrm{trace}\{\mathbf{S}_w^{-1}\mathbf{S}_m\} \quad (۱۱)$$

اگر نمونه‌ها در فضاي ويژگي کاملاً حول نقطه ميانگين کلاس خود، خوشه شده باشند و کلاس‌هاي متفاوت به‌طور کامل از يکديگر فاصله داشته باشند، J مقدار بزرگي خواهد داشت [۲۲].

۲-۴- انتخاب ترتيبي مستقيم (SFS)

همان‌طور که در ۲-۲ بيان شد، تعداد ۱۹ ويژگي رابطه (۶) از دو کانال سيگنال الکترومايوگرام سطحي استخراج شده است. چون زمان زيادي جهت آموزش طبقه‌بندي کننده براي اين تعداد ويژگي صرف مي‌شود، براي کاهش اين زمان، تعداد ويژگي‌ها با ثابت نگاه داشتن نسبي نرخ طبقه‌بندي، کاهش داده شد. اگر بخواهيم از ميان اين ۱۹ ويژگي، ۳ ويژگي برتر را انتخاب کنيم، بايد از بين ۵۸۱۴ = P_3^{19} بردار ويژگي، بهترين آنها با توجه به معيارهاي جداپذيري کلاس‌ها برگزيده شوند. اگرچه نتيجه اين‌گونه جستجوي فراگير[29] بهينه است، انجام اين عمليات بسيار زمانبر است. بنابراين استفاده از روش‌هاي زيربهينه[30]، از جمله روش انتخاب ترتيبي مستقيم مناسب‌تر است. اين روش، برخلاف روش جستجوي فراگير، ممکن است جواب بهينه را به دست نياورد، اما در بسياري از مسائل عملي کافي خواهد بود [۲۲].

براي انتخاب l ويژگي از ميان m ويژگي اوليه با استفاده از روش SFS به ترتيب زير اقدام مي‌شود:

۱. براي تمام ويژگي‌ها، مقدار معيار جداپذيري کلاس‌ها را محاسبه و بهترين بردار ويژگي از ديدگاه اين معيار انتخاب مي‌شود و آن‌را $\mathbf{x}_1$ مي‌ناميم.

۲. براي تمام زوج بردارهاي ويژگي (دوبعدي) که بردار اول آنها $\mathbf{x}_1$ است، مقدار J محاسبه و دوباره بهترين زوج بردار (دو بعدي) انتخاب مي‌شوند.

۳. اين کار براي تعداد محدود l ويژگي تکرار مي‌شود تا J به مقدار مناسب برسد.

در ادامه نشان داده خواهد شد که اين روش، کامپولنت‌هاي مؤثر مرتبه بالا را نيز انتخاب مي‌کند.

۲-۵- طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه

براي دسته‌بندي بردارهاي ويژگي استخراج شده از سيگنال الکترومايوگرام، از طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه استفاده شد. اين طبقه‌بندي کننده غيرخطي، اگرچه نسبت به ديگر طبقه‌بندي کننده‌هاي غيرخطي، مثلاً شبکه‌هاي عصبي، عملکرد ضعيف‌تري دارد (البته نه در همه موارد)، اما پياده‌سازي آن بسيار ساده‌تر است. در اين پژوهش، پس از به‌کارگيري شبکه عصبي پرسپترون چند لايه و برخورد با مشکلات آموزش آن [۱۸]، استفاده از طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه ترجيح داده شد. بزرگترين مشکل شبکه‌هاي عصبي تعيين ساختار بهينه لايه(هاي) مياني آنها است. تعيين اينکه شبکه داراي چند لايه مياني بوده و در هر لايه چند نورون داشته باشد، بسيار زمانبر است. اين مشکل در تحقيق ما به علت تنوع بعد بردار ويژگي ورودي به شبکه و همچنين تعدد آزمايش‌ها چند برابر مي‌شود. از اين رو از طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه که در عين سادگي در طراحي و پياده‌سازي، بدون توجه به بعد بردار ويژگي عمل طبقه‌بندي را انجام مي‌دهد، استفاده شد. همچنين با انتخاب يک طبقه‌بندي کننده ثابت براي تمام آزمايش‌ها، اثر طبقه‌بندي کننده را بر نتيجه دسته‌بندي از بين برده، و مستقل از نوع طبقه‌بندي کننده، به ارزيابي توانايي آمارگان مرتبه بالا در تمايز کلاس‌هاي حرکتي صورت گرفت. الگوريتم طبقه‌بندي کننده K نزديکترين همسايه براي يک نمونه ناشناخته $\mathbf{x}$ و يک معيار فاصله به زبان رياضي مي‌تواند به صورت زير بيان شود:

---
[28] Mixture Scatter Matrix
[29] Global Search
[30] Suboptimal

۱. از ميان N بردار آموزشي، تعداد K نزديكترين همسايه را بدون توجه به برچسب آن نمونه انتخاب مي‌شود (K فرد است).

۲. از ميان K نمونه، تعداد k_i نمونه متعلق به كلاس w_i مشخص مي‌گردد كه $i=1,\ldots,M$ و M تعداد كلاس‌ها است.

۳. اگر $\forall j,\ k_i > k_j$ باشد، نمونه $\mathbf{x}$ به كلاس w_i تعلق دارد.

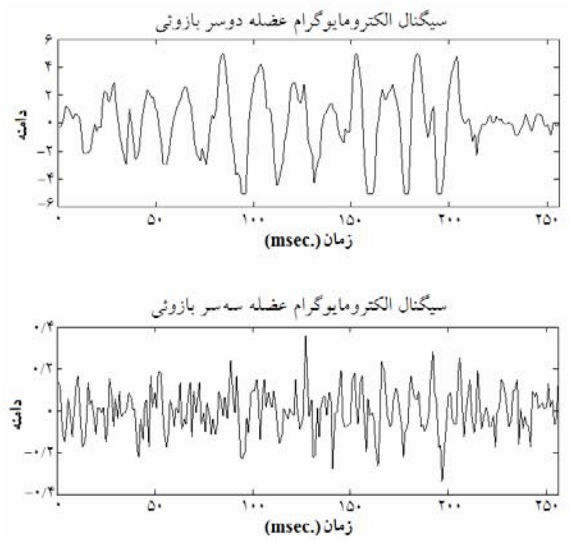
از معروف‌ترين فاصله‌ها مي‌توان به فاصله اقليدسي اشاره كرد كه در اين پژوهش نيز براي سادگي محاسبات از آن استفاده شده است و به صورت زير تعريف مي‌شود:

$$\mathrm{d}_\varepsilon = \left[(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)^T(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)\right]^{0.5} \qquad (۱۲)$$

كه d_ε، فاصله اقليدسي بردار $\mathbf{x}$ از $\mathbf{m}_i$ (بردار ميانگين كلاس w_i) است.

۳. نتايج

در اين پژوهش، سيگنال‌هاي الكترومايوگرام سطحي پايگاه داده دانشگاه UNB كانادا[31] كه در مطالعات ديگري نيز از آن‌ها استفاده شده است [۶، ۷] دسته‌بندي شده‌اند. اين پايگاه داده حاوي سيگنال الكترومايوگرام سطحي در دامنه‌هاي دلخواه نيرو و از ۱۶ شخص سالم است. نمونه‌اي از سيگنال‌هاي مذكور در شكل ۱ نشان داده شده است.



شكل ۱- سيگنال الكترومايوگرام ثبت شده از عضلات دوسر و سه سر بازويي در انقباض Elbow Flexion

۳-۱- نتايج آزمايش‌ها به تفكيك براي هر نفر

براي سيگنال هاي هر ۱۶ نفر، ويژگي‌هاي ذكر شده در رابطه (۶) محاسبه و به‌كمك روش SFS، زيرمجموعه‌هاي تک‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي ويژگي كه بهترين نرخ طبقه‌بندي را نتيجه مي‌دهند انتخاب شدند. نتايج اين بررسي در جدول ۱ درج شده است. با استفاده از زير مجموعه‌هاي ويژگي‌هاي تک‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي به‌دست آمده براي هر نفر و به كمک طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه، سيگنال‌هاي اين ۱۶ نفر در كلاسهاي حركتي دسته‌بندي شدند. در هر آزمايش، به‌منظور دسته‌بندي سيگنال الكترومايوگرام از ۴۰۰ بردار ويژگي حاصل براي هر نفر استفاده گرديد. در هر بار دسته‌بندي، به‌صورت تصادفي از ميان ۴۰۰ بردار ويژگي محاسبه شده، تعداد ۱۰۰ بردار (هر كلاس ۲۵ بردار) براي آزمايش طبقه‌بندي كننده انتخاب شدند و با تعداد ۳۰۰ بردار باقيمانده، طبقه‌بندي كننده k=۳ نزديكترين همسايه آموزش داده شد. ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه انجام اين دسته‌بندي براي هر ۱۶ نفر در جداول ۲ تا ۴ درج شده است.

در جدول ۱ مشاهده مي‌شود كه روش SFS، با اينكه براي افراد مختلف كاميولنت‌هاي متفاوت را انتخاب مي‌كند، در بسياري از بردارهاي ويژگي دوعضوي و در تمام بردارهاي ويژگي سه‌عضوي، كاميولنت‌هاي مرتبه بالا را بر مي‌گزينند. اين انتخاب نشان مي‌دهد كه آمارگان مرتبه بالا حاوي اطلاعات مفيدي براي دسته‌بندي هستند. نرخ مناسب دسته‌بندي به كمک آمارگان مرتبه بالا (حتي بهتر از ۹۵% در بعضي از افراد شركت كننده در آزمايش)، نشان از سودمندي اين روش دارد.

از نظر محاسباتي نيز، تخمين كاميولنت‌هاي مرتبه بالا احتياج به زمان طولاني ندارد. در شكل ۲ ميانگين نتايج آزمايش‌ها براي ۱۶ نفر نشان داده شده است.

[31] University of New Brunswick

جدول۱- نتايج روش انتخاب ترتيبي مستقيم، براي انتخاب زيرمجموعه‌هاي تک‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي از مجموعه ويژگي ۱۶ نفر

نفر	زيرمجموعه ويژگي تک‌عضوي	زيرمجموعه ويژگي دوعضوي	زيرمجموعه ويژگي سه‌عضوي
۱	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$, $C_{4,x}(1,1,1)$
۲	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,0)$
۳	$C_{2,x}(2)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,1,1)$
۴	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(1,2,2)$
۵	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,0)$
۶	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$, $C_{4,x}(0,2,2)$
۷	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,0)$
۸	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,1)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,1)$
۹	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,0)$
۱۰	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,0)$
۱۱	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,0,0)$
۱۲	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$, $C_{4,x}(0,2,2)$
۱۳	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$, $C_{4,x}(0,1,1)$
۱۴	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$, $C_{4,x}(0,2,2)$
۱۵	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(1)$, $C_{4,x}(0,1,2)$
۱۶	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{4,x}(0,0,0)$	$C_{2,x}(0)$, $C_{2,x}(2)$, $C_{4,x}(0,0,0)$

جدول ۲- نتايج دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام به‌کمک زيرمجموعه‌هاي تک‌عضوي، از مجموعه ويژگي براي ۱۶ نفر (ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمايش‌ها به درصد)

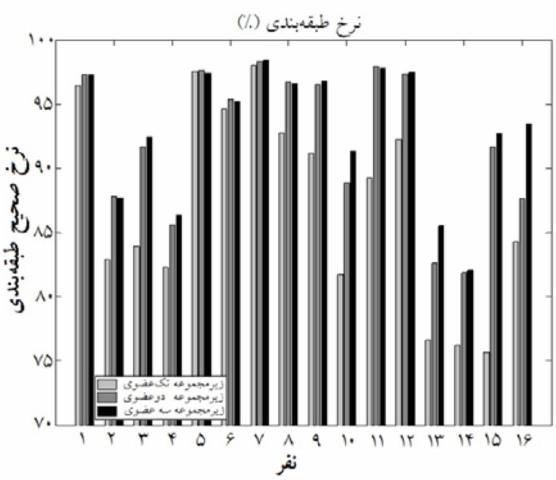
نفر	EF	EE	FS	FP	ميانگين
۱	۹۳/۸۵	۹۸/۰۱	۹۶/۰۵	۹۸/۱۷	۹۶/۴۵
۲	۶۶/۷۴	۷۲/۷۶	۹۶/۰۵	۸۵/۸۳	۸۲/۸۴
۳	۶۷/۴۱	۹۸/۳۲	۸۷/۹۲	۸۲/۰۰	۸۳/۹۱
۴	۷۵/۷۷	۸۰/۹۴	۹۱/۹۶	۸۰/۵۰	۸۲/۲۸
۵	۹۷/۰۷	۹۶/۳۹	۹۸/۹۳	۹۷/۸۳	۹۷/۵۵
۶	۹۹/۹۹	۸۹/۰۷	۹۹/۸۸	۸۹/۵۲	۹۴/۶۱
۷	۹۸/۲۱	۹۵/۴۰	۹۹/۱۱	۹۹/۱۹	۹۷/۹۷
۸	۹۰/۷۷	۹۵/۹۶	۹۸/۷۱	۹۴/۵۲	۹۲/۷۴
۹	۹۵/۹۵	۸۸/۳۹	۸۶/۹۷	۹۳/۳۵	۹۱/۱۶
۱۰	۶۸/۷۸	۹۱/۷۵	۸۳/۳۷	۸۲/۹۷	۸۱/۷۱
۱۱	۸۰/۱۰	۹۹/۰۱	۸۰/۰۷	۹۷/۹۲	۸۹/۲۷
۱۲	۱۰۰/۰۰	۸۴/۴۸	۹۰/۸۶	۹۳/۶۳	۹۲/۲۴
۱۳	۱۰۰/۰۰	۶۱/۴۵	۸۰/۸۰	۶۴/۲۴	۷۶/۶۲
۱۴	۹۹/۲۴	۶۰/۲۶	۸۸/۰۲	۵۷/۴۷	۷۶/۲۴
۱۵	۶۱/۵۱	۸۸/۹۳	۶۲/۲۳	۸۹/۸۶	۷۵/۶۳
۱۶	۹۷/۰۷	۷۷/۱۰	۹۱/۵۳	۷۱/۴۶	۸۴/۲۹

جدول ۳- نتايج دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام به‌کمک زيرمجموعه‌هاي دوعضوي، از مجموعه ويژگي براي ۱۶ نفر (ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمايش‌ها به درصد)

نفر	EF	EE	FS	FP	ميانگين
۱	۹۵/۳۹	۹۸/۱۵	۹۷/۲۱	۹۸/۳۱	۹۷/۲۶
۲	۷۹/۹۴	۸۶/۷۸	۹۷/۷۰	۸۶/۸۶	۸۷/۸۲
۳	۸۹/۴۹	۹۳/۸۰	۹۲/۳۴	۹۶/۰۵	۹۱/۶۷
۴	۸۰/۸۰	۸۲/۰۲	۹۲/۲۳	۸۷/۵۰	۸۵/۶۳
۵	۹۸/۰۱	۹۶/۴۳	۹۹/۰۸	۹۶/۹۵	۹۷/۶۱
۶	۹۹/۹۷	۹۱/۴۴	۹۹/۹۸	۹۰/۲۲	۹۵/۴۰
۷	۹۷/۹۶	۹۵/۸۹	۹۹/۹۳	۹۹/۴۲	۹۸/۳۰
۸	۹۷/۴۲	۹۵/۹۴	۹۷/۶۲	۹۵/۸۰	۹۶/۶۹
۹	۹۵/۰۲	۹۵/۶۴	۹۹/۵۵	۹۶/۱۰	۹۶/۵۵
۱۰	۸۳/۳۰	۸۷/۹۷	۹۷/۹۲	۸۶/۳۶	۸۸/۸۸
۱۱	۹۷/۳۶	۹۹/۰۶	۹۷/۳۹	۹۸/۰۰	۹۷/۹۵
۱۲	۹۹/۹۹	۹۴/۴۲	۹۵/۷۹	۹۹/۱۹	۹۷/۳۴
۱۳	۱۰۰/۰۰	۶۸/۶۵	۹۴/۹۶	۶۶/۸۳	۸۲/۶۱
۱۴	۹۹/۲۵	۶۱/۷۱	۹۶/۵۲	۶۹/۸۸	۸۱/۸۴
۱۵	۸۸/۴۷	۸۸/۷۵	۹۷/۳۴	۹۲/۰۲	۹۱/۶۵
۱۶	۹۸/۵۵	۷۹/۸۰	۹۷/۷۹	۷۴/۴۸	۸۷/۶۵

جدول ۴- نتايج دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام به کمک زيرمجموعه‌هاي سه‌عضوي، از مجموعه ويژگي براي ۱۶ نفر (ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمايش‌ها به درصد)

نفر	EF	EE	FS	FP	ميانگين
۱	۹۵/۳۷	۹۷/۹۵	۹۷/۶۳	۹۸/۳۱	۹۷/۳۱
۲	۷۹/۳۶	۸۵/۲۳	۹۸/۴۶	۸۷/۸۸	۸۷/۷۳
۳	۸۵/۳۳	۹۳/۵۷	۹۴/۲۱	۹۶/۶۰	۹۲/۴۲
۴	۸۲/۷۶	۸۲/۶۱	۹۲/۴۸	۷۸/۵۶	۸۶/۳۵
۵	۹۷/۴۸	۹۵/۸۹	۹۹/۲۰	۹۷/۲۱	۹۷/۴۴
۶	۹۹/۹۹	۹۱/۱۷	۹۹/۹۴	۹۸/۷۰	۹۵/۲۰
۷	۹۸/۲۱	۹۵/۹۲	۹۹/۷۶	۹۹/۹۳	۹۸/۴۵
۸	۹۷/۶۸	۹۵/۵۹	۹۷/۳۷	۹۵/۸۱	۹۶/۶۱
۹	۹۵/۶۹	۹۵/۴۶	۹۹/۶۳	۹۶/۳۸	۹۶/۷۹
۱۰	۸۶/۳۳	۸۹/۹۴	۹۸/۳۱	۹۰/۳۹	۹۱/۳۶
۱۱	۹۶/۹۰	۹۹/۱۲	۹۷/۱۹	۹۸/۰۵	۹۷/۸۱
۱۲	۹۹/۹۶	۸۴/۹۴	۹۵/۴۷	۹۹/۵۳	۹۷/۴۵
۱۳	۱۰۰/۰۰	۷۷/۹۶	۹۴/۴۱	۶۹/۶۲	۸۵/۴۹
۱۴	۹۹/۲۴	۶۵/۶۷	۹۶/۴۷	۶۶/۷۴	۸۲/۰۳
۱۵	۹۱/۹۶	۹۱/۲۵	۹۴/۳۳	۹۳/۱۷	۹۲/۶۷
۱۶	۹۸/۳۵	۹۱/۸۲	۹۷/۸۸	۸۵/۸۵	۹۳/۴۷



شکل ۲- خلاصه جداول ۱ تا ۴ براي ۱۶ نفر نمونه به درصد

۳-۲- نتايج آزمايشها براي همه افراد

همان‌طور که در بخش پيشين بيان شد ابتدا تمامي ويژگي‌هاي ذکر شده در رابطه ۶ براي همة ۱۶ نفر، محاسبه شد و سپس با استفاده از روش SFS، بهترين زيرمجموعه‌هاي ويژگي تک‌عضوي $C_{2,x}(0)$، دوعضوي $C_{2,x}(0)$، $C_{2,x}(1)$، و سه‌عضوي $C_{2,x}(0)$، $C_{2,x}(1)$، $C_{3,x}(2,2)$ از ميان ۱۹ ويژگي اوليه تمام ۶۴۰۰ نمونه محاسبه شده (براي ۱۶ نفر، هرکدام ۴۰۰ نمونه) سيگنال‌هاي الکترومايوگرام سطحي انتخاب شدند. آنگاه اين پايگاه داده به‌کمک چهار بردار ويژگي ۱۹ عضوي (بردار ويژگي اوليه)، تک‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي منتخب و يک طبقه‌بندي کننده K=۳ نزديکترين همسايه، دسته‌بندي گرديد. جدول ۵ ميانگين نتايج دسته‌بندي را با بيان انحراف معيار براي ۴۰۰ بار تکرار نشان مي‌دهد.

نرخ دسته‌بندي ۹۲/۶۸% سيگنال الکترومايوگرام در کلاس‌هاي حرکتـي حاصل از به‌کارگيري بردار ويژگي ۱۹ عضوي آمارگان مرتبه بالا (ستون دوم جدول ۵)، توانايي اين ويژگي‌ها را در جداسازي کلاس‌هاي حرکتي نشان مي‌دهد. همچنين انحراف معيار ۲/۴۳%، مقدار قابل قبولي است و پايداري روش را در ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمون نشان مي‌دهد. ولي مشکل محاسبات بسيار زياد براي استخراج ۱۹ ويژگي براي دو کانال (۳۸ مقدار) و همچنين زمان طولاني براي دسته‌بندي اين ويژگي‌ها، پياده‌سازي سخت‌افزاري را ناممکن مي‌سازد. براي رفع اين مشکل از روش SFS براي کاهش بعد بردار ويژگي استفاده شد. در آزمون دوم (ستون سوم جدول ۵)، مقدار ويژگي $C_{2,x}(0)$ را براي تمام نمونه‌هاي سيگنال الکترومايوگرام در دو کانال محاسبه و به دسته‌بندي کننده اعمال گرديد که نرخ طبقه‌بندي۸۷/۶۳% و انحراف معيار۳/۱۹% حاصل شد. اين مقدار با نرخ پايه طبقه‌بندي در بسياري از مقالات قابل مقايسه است [۳-۵].

جدول ۵- نتايج دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام سطحي به‌کمک آمارگان مراتب بالا (ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمايش‌ها به درصد)

نوع	HOS	$C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(1)$ ، $C_{2,x}(0)$	$C_{2,x}(0)$ ، $C_{2,x}(1)$ ، $C_{3,x}(2,2)$
EF	۹۳/۹۶±۲/۳۷	۹۰/۹۶±۳/۵۹	۹۲/۱۷±۳/۲۷	۹۱/۶۸±۲/۸۰
EE	۸۸/۶۴±۳/۰۴	۸۳/۳۲±۳/۹۳	۸۷/۷۲±۳/۴۰	۸۹/۵۹±۳/۳۹
FS	۹۸/۱۵±۱/۲۵	۹۶/۰۴±۱/۱۴	۹۴/۴۰±۲/۰۵	۹۵/۰۱±۳/۵۴
FP	۸۹/۹۸±۳/۰۷	۸۰/۲۱±۴/۱۳	۸۶/۸۲±۳/۳۰	۸۷/۲۴±۳/۴۶
ميانگين	۹۲/۶۸±۲/۴۳	۸۷/۶۳±۳/۱۹	۹۰/۲۷±۳/۶۲	۹۰/۸۸±۳/۲۹

ستون چهارم جدول ۵، نتايج دسته‌بندي سيگنال الکترومايوگرام را به‌کمک دو ويژگي $C_{2,x}(0)$ و $C_{2,x}(1)$ نشان مي‌دهد. نرخ دسته‌بندي ۹۰/۲۷ % و انحراف معيار ٪۳/۶۲ حاصل اين آزمون است. اين مقدار ۲/۴۱% کمتر از نرخ دسته‌بندي به کمک بردار ۱۹ عضوي آمارگان مرتبه بالا است. اما اين نتيجه در ازاي حذف ۱۷ ويژگي (۳۴ مقدار براي دو کانال) از بردار ويژگي اوليه به‌دست آمده است.

در تلاش بعدي (ستون پنجم جدول۵)، سه ويژگي $C_{2,x}(0)$، $C_{2,x}(1)$ و $C_{3,x}(2,2)$ مطابق پيشنهاد روش SFS به‌کار گرفته شد و نرخ دسته‌بندي ۹۰/۸۸% و انحراف معيار ۳/۲۹% به دست آمد. اين مقدار نيز حدود ۱/۷% کمتر از نرخ دسته‌بندي به‌کمک بردار ۱۹ عضوي آمارگان مرتبة بالا در ازاي حذف ۱۶ ويژگي (۳۲ مقدار براي دو کانال) از بردار ويژگي اوليه به‌دست آمده است. انحراف معيار ۳/۲۹%، نيز مقدار قابل‌قبولي است و پايداري روش را در ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمون نشان مي‌دهد.

از اين آزمايش‌ها سه نتيجه مهم حاصل مي‌شود:

۱. انتخاب $C_{3,x}(2,2)$ توسط روش SFS نشان مي‌دهد که در آمارگان مرتبه سوم سيگنال الکترومايوگرام سطحي اطلاعات سودمندي براي طبقه بندي وجود دارد و استفاده از آن را توجيه مي‌کند.

۲. بسياري از ويژگي‌هاي آمارگان مرتبة بالا زائد هستند و به‌کارگيري يک روش انتخاب بهينه مي‌تواند علاوه‌بر کاهش قابل ملاحظه حجم محاسبات، به نتايج مشابه و يا کمي کمتر از زمان استفاده از تمام ويژگي‌ها، منجر مي‌شود.

۳. در سعي چهارم، نرخ طبقه‌بندي در مقايسه با زمان به‌کارگيري $C_{2,x}(0)$ به‌تنهايي، حدود ۳٪ افزايش يافت. ولي اين کار، افزايش محسوسي را در محاسبات به دنبال نداشت.

۳-۳- مقايسه آمارگان مرتبة بالا و روش تبديل موجک براي طبقه‌بندي سيگنال‌هاي اين پايگاه داده

براي مقايسه، يکي از پر رجوع‌ترين مقالات مربوط به طبقه‌بندي سيگنال الکترومايوگرام انتخاب شده است [۶]. انگلهارت[32] و همکاران نظريه استفاده از ويژگي‌هاي زماني و زمان-فرکانسي براي طبقه‌بندي سيگنال‌هاي الکترومايوگرامي که در شرايط ايزومتريک ثبت مي‌شوند، آزمايش کردند. براي مقايسه، ابتدا آزمايش‌هاي متعدد وي را در دو دسته کلي زير مي‌گنجانيم (اين نتايج در مرجع ۷ نيز تکرار شده‌اند):

۱. ويژگي‌هاي زماني: چهار ويژگي ميانگين قدر مطلق[33]، گذر از صفر، تغييرات علامت شيب[34] و طول شکل موج[35] را همانند هادگينز[36] و همکاران [۲۳] براي اين سيگنال‌ها در دو کانال محاسبه کرده و مقدار آنها را براي دسته‌بندي به دو طبقه‌بندي کننده آناليز جداسازهاي خطي[37] (LDA) و پرسپترون چند لايه (MLP) اعمال کرده و به ترتيب نتايج ۸۷% و ۹۱% حاصل شد. سپس با کاهش بعد بردار ويژگي به کمک آناليز مؤلفه‌هاي اساسي[38]، نتايج ۹۰% و۹۲% با دو طبقه‌بندي کننده LDA و MLP به‌دست آمد.

۲. ويژگي‌هاي زمان-فرکانسي: انگهارت و همکاران ويژگي‌هاي حاصل از تبديل فوريه زمان کوتاه، تبديل موجک و تبديل بسته موجک را محاسبه کرده و پس از کاهش بعد به کمک آناليز مؤلفه‌هاي اساسي، آنها را به دو طبقه‌بندي کننده LDA و MLP اعمال کرده و به ترتيب نتايج ۹۱/۸%، ۹۲/۲% و ۹۲/۴%، ۹۲/۴% و ۹۳/۷% و ۹۳% را براي ويژگي‌ها و دو طبقه‌بندي کننده به‌دست آوردند [۶، ۷].

لزوم محاسبه همه ويژگي‌ها و سپس اعمال روش آناليز مؤلفه‌هاي اساسي از نقاط ضعف روش انگهارت و همکاران وي [۶، ۷] هستند. اگرچه نتيجه روش پيشنهادي از بهترين نتيجه به‌دست آمده به‌وسيله آنها به‌کمک تبديل بسته موجک [۶، ۷] فقط کمتر از ۲% کمتر است، اما برتري روش ما به آن دليل است که به محاسبه همه ويژگي‌ها و اعمال روش‌هاي

[32] Englehart
[33] Mean Absolute Value
[34] Slope Sign Changes
[35] Waveform Length
[36] Hudgins
[37] **L**inear **D**iscriminant **A**nalysis
[38] Principal Components Analysis

آناليز كه محاسبات زيادي را در بردارد نياز ندارد. اين امر پياده‌سازي روش پيشنهادي را به‌صورت بي‌درنگ ممكن مي‌سازد.

۴- جمع‌بندي

در اين مطالعه با در نظر گرفتن تابع غيرگوسي توزيع احتمال سيگنال الكترومايوگرام سطحي، يک روش جديد براي دسته‌بندي الگوهاي حركتي به‌وسيله آمارگان مرتبه بالا پيشنهاد شد. نشان داده شد كه استفاده از آمارگان مرتبه بالا در كنار ويژگي‌هاي آمارگان مرتبه‌هاي اول و دوم، نرخ دسته‌بندي را افزايش مي‌دهد. انتخاب كاميولنت‌هاي مرتبه بالا توسط روش SFS نشان داد كه در آمارگان مرتبه بالاي سيگنال الكترومايوگرام سطحي اطلاعاتي كه براي دسته بندي سودمند است، وجود دارد. همچنين بسياري از ويژگي‌هاي آمارگان مرتبه بالا اضافي هستند و به‌كارگيري يک روش انتخاب بهينه مي‌تواند در عين كاهش قابل ملاحظه حجم محاسبات، نتايج بهتري را حاصل كند. صحت اين نظريه به كمک يک پايگاه داده معتبر تأييد گرديد و نشان داده شد كه اين روش در مقايسه با روش تبديل موجک، نتايج تقريباً همسان (و حتي در برخي موارد بهتر)، ولي از جهت نبود نياز به محاسبه همه ويژگي‌ها و روش‌هاي زمانبر آناليز درنتيجه سادگي محاسبات، برتر است. به همين دليل از اين روش مي‌توان در پروتزهاي مايوالكتريكي استفاده كرد كه كنترل بي‌درنگ دارند.

سپاسگزاري

نويسندگان از آقاي دكتر كوين انگلهارت از دانشگاه UNB كانادا براي در اختيار قرار دادن پايگاه داده استاندارد سيگنال الكترومايوگرام تشكر مي‌كنند.

مراجع

[1] De Luca C.J.; Physiology and mathematics of myoelectric signal; IEEE Transactions on Biomedical Engineering 1979; 26:313-325.

[2] Saridis G.N., Gootee T.P.; EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm; IEEE Transactions on Biomedical Engineering 1982; 29:403-412.

[3] Kermani M.Z., Wheeler B C, Badie K., Hashemi R.M.; EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses; IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering 1995; 3(4):324-333.

[4] Kelly M., Parker P.; Application of neural network to myoelectric signal analysis: a preliminary study; IEEE Trans. Biomedical Engineering 1990; 37(3):221-230.

[5] Karlik B., Tokhi M. O., Alci M.; A fuzzy clustering neural network architecture for multifunctional upper-limb prosthesis; IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2003; 50 (11):1255-1261.

[6] Englehart K., Hudgins B., Parker P.A..; A wavelet-based continuous classification scheme for multifunctional myoelectric control; IEEE TBME, 2001; 48:302-311.

[7] Englehart K., Hudgins B, Parker P A, Stevenson M.; Classification scheme of the myoelectric signal using time-frequency based representation; Med. Eng. Phys. (Special Issue: Intel. Data Anal. Electromyogr. Electroneurogr.) 1999; 21:431-438.

[8] Englehart K., Signal Representation for Classification of the Transient Myoelectric Signal, Ph.D. Dissertation, Univ. New Brunswick, Fredericton, NB, Canada, 1998.

[9] Erfanian A., Chizeck H.J. , Hashemi R.M.; Chaotic activity during electrical stimulation of paralyzed muscle; 18th Annual IEEE/EMBS Conf.: Bridging Disciplines for Biomedicine. 1997; 4:1756 -1757.

[10] Roesler H., Statistical analysis and evaluation of myoelectric signals for proportional control, in: The Control of Upper-Extremity Prostheses and Orthoses; Springfield, IL: C. C. Thomas; 1974:44-53.

[11] Hunter I.W., Kearney R.E., Jones L.A.; Estimation of the conduction velocity of muscle action potential using phase and impulse response function techniques; Med. Biol. Eng. Comput. 1987; 25:141-126.

[12] Bilodeau M., Cincera M., Arsenault A.B., Gravel D.; Normality and stationarity of EMG signals of elbow flexor muscles during ramp and step isometric contractions; J. Electromyogr. Kinesiol. 1997; 7: 87-96.

[13] Clancy E.A., Hogan N.; Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors; IEEE Trans. BME., 1999; 46 (6):730-739.

[14] Lindstrom L., Magnusson R.; Interpretation of myoelectric power spectra: a model and its application; in Proc. of the IEEE 1977; 65:653-660.

[15] Plévin E, Zazula D; Decomposition of surface EMG signals using non-linear LMS optimization of higher-order cumulants; in Proc. of 15th IEEE CBMS 2002: 149-154, Slovenia.

[16] García G A, Nishitani R, Okuno R, Akazawa K; Independent component analysis as a pre-processing tool for decomposition of surface electrode-array electromyogram; in Proc. ICA 2003: 191-196, Nara, Japan.

[17] Mendel J.M.; Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications; in Proceedings of the IEEE 1991; 49 (30):278-305.

[18] Nazarpour K., Sharafat A.R., Firoozabadi S.M.P; A novel feature extraction scheme for myoelectric signals classification using higher order statistics; in Proceedings of the 2nd Int. IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering NER2005: 293-296, Virginia, USA.

[19] Nazarpour K., Sharafat A.R., Firoozabadi S.M.P.; Negentropy analysis of electromyogram signal; in Proceedings of the IEEE Statistical Signal Processing, SSP 2005: 974-977, Bordeaux, France.

[20] Nazarpour K., Sharafat A.R., Firoozabadi S.M.P.; Surface EMG signal classification using a selective mix of higher order statistics; in Proc. IEEE/EMBS 27th EMBC 2005: 4208-4211, Shanghai, China.

[21] Dembele D., Favier G.; Recursive estimation of fourth-order cumulants with application to identification," Signal Processing, 1998; 68:127-139.

[22] Theodoridis S., Koutroumbas K., Pattern Recognition, Academic Press, 1999.

[23] Hudgins B., Parker P.A., Scott R.; A new strategy for multifunction myoelectric control; IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1993; 40:82-94.