طبقه‌بندي سيگنال الكترومايوگرام 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 دانشكده مهندسي برق و كامپيوتر، دانشگاه تربيت مدرس، تهران

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

چكيده

در اين مقاله يک روش كارآمد براي طبقه‌بندي سيگنال الكترومايوگرام سطحي را با استفاده از آمارگان مرتبه بالا ارائه مي‌دهيم. چون تابع توزيع احتمال سيگنال الكترومايوگرام سطحي كه 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 كوچک نيرو نادرست است، در اين مقاله براي استخراج ويژگي، با توجه به ماهيت غيرگوسي سيگنال الكترومايوگرام، آمارگان مرتبه‌هاي دوم، سوم، و چهارم براي اين سيگنال در تاخيرهاي متفاوت محاسبه و از اين ويژگي‌ها در شناسايي الگوهاي چهار حركت ابتدايي باز و بسته كردن آرنج و چرخش به سمت داخل و خارج ساعد استفاده شده‌اند. از روش انتخاب ترتيبي مستقيم براي كاهش تعداد ويژگي‌هاي آمارگان مرتبة بالا استفاده كرده و طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه براي دسته‌بندي آنها به كار 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 كه با سيگنال الكترومايوگرام سطحي به‌صورت بي‌درنگ كنترل مي‌شوند امكان‌پذير مي‌سازد.

واژه‌هاي كليدي: سيگنال الكترومايوگرام سطحي؛ انقباض ايزومتريک؛ آمارگان مرتبه بالا؛ طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه؛ انتخاب ترتيبي مستقيم

* عهده‌دار مكاتبات

نشاني: تهران، دانشكده مهندسي برق و كامپيوتر، دانشگاه تربيت مدرس، صندوق پستي ۴۸۳۸-۱۴۱۵۵

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

۱- مقدمه

سیگنال الکترومایوگرام سطحي را مي‌توان برآیند زماني-مکاني پتانسیل‌هاي عمل ایجاد شده در تارهاي عضلاني در نظر گرفت که با به‌کارگیري الکترودهاي سطحي از سطح پوست ثبت مي‌شود [۱]. این سیگنال، اطلاعات مربوط به طول و گشتاور ماهیچه و همچنین میزان انقباض و درگیري ماهیچه‌هاي خاص در رفتار مکانیکي بافت را در بر دارد. سیگنال الکترومایوگرام یك سیگنال تصادفي غیرایستان[1] است که مي‌توان آن را با تقریب قابل‌قبولي در فواصل زماني کوتاه (کمتر از ۲۰۰ms)، ایستان[2] فرض کرد [۱]. چون در سال‌هاي اخیر در کنترل پروتزهاي مایوالکتریک از سیگنال الکترومایوگرام استفاده مي‌شود، پردازش صحیح و عاري از خطاي آن مورد توجه قرار گرفته است [۲]. کنترل پروتزهاي مایوالکتریک به‌وسیله شناسایي الگو و دسته‌بندي سیگنال الکترومایوگرام مربوط به حرکات متفاوت انجام‌پذیر مي‌گردد. هر کدام از این دسته‌ها یک کلاس حرکتي نامیده مي‌شود. براي شناسایي الگوهاي حرکتي سیگنال الکترومایوگرام، استفاده از روش‌هاي شناسایي آماري الگو پیشنهاد شده است [۳] و همچنین مي‌توان پس از استخراج ویژگي به‌کمك شبکه عصبي هاپفیلد[3]، سیگنال الکترومایوگرام را با استفاده از شبکه عصبي پرسپترون چند لایه[4] (MLP)، دسته‌بندي کرد [۴]. براي شناسایي این الگوها از خوشه‌یابي آنها با استفاده از روش‌هاي فازي[5] [۵]، تحلیل‌هاي زمان-فرکانسي (تبدیل موجک[6]) [۸-۶] و روش‌هاي مبتني بر نظریه آشوب[7] [۹] نیز استفاده شده است.

روش‌هاي متداول براي استخراج ویژگي‌هاي سیگنال الکترومایوگرام سطحي در اشخاص معلول، نسبتاً کند و به ویژه براي انقباضات غیرمعمول ماهیچه‌هاي درگیر، قابل اطمینان نیستند. مشکل اصلي، همپوشاني کلاس‌هاي حرکتي در فضاي ویژگي است. به عبارت دیگر، برخي از کلاس‌هاي حرکتي نزدیك به‌هم و یا حتي روي‌هم هستند که منجر به تشخیص نادرست فرمان حرکتي خواهد شد. همچنین آسیب و یا ضعف ماهیچه‌هاي شخص معلول در انجام حرکات متفاوت، سبب شباهت سیگنال‌هاي الکترومایوگرام مربوط به آنها و در نتیجه همپوشاني بیشتر کلاس‌ها مي‌گردد. شناسایي الگوي سیگنال الکترومایوگرام شامل مراحل ثبت و پیش‌پردازش سیگنال، استخراج ویژگي، کاهش بعد، دسته‌بندي و تخمین خطا است.

در بسیاري از مقالات منتشر شده تاکنون براي تفسیر سیگنال الکترومایوگرام ثبت شده حین انقباض هاي ایزومتریک، تابع چگالي احتمال[8] این سیگنال، گوسي فرض شده است. ولي در سال‌هاي اخیر تعداد انگشت شماري از محققان بدون رد فرضیه گوسي بودن سیگنال الکترومایوگرام در دامنه‌هاي بزرگ، با استفاده از الگوریتم‌هاي خاص پردازش سیگنال‌هاي غیرگوسي، روند جدیدي را براي پردازش این سیگنال ارائه کرده‌اند.

مشخصات آماري سیگنال‌هاي الکترومایوگرام سطحي که در دامنه‌هاي متفاوت نیرو آشکار شده بودند، به‌کمك آزمایش کاي-اسکوار[9] بررسي شده و چون احتمال انحراف چگالي سیگنال الکترومایوگرام از توزیع گوسي[10] کمتر از ۰/۰۰۱ بود، توزیع گوسي در نظر گرفته شده است [۱۰]. سرعت هدایت پتانسیل‌هاي عمل در ماهیچه مورد بررسي قرار گرفته و نشان داده شده است که در دامنه۳۰٪ انقباض ارادي بیشینه[11]، تابع توزیع این سیگنال الکترومایوگرام سطحي در صفر، مقدار بیشتري نسبت به توزیع گوسي دارد [۱۱]. در مطالعه دیگري تابع چگالي احتمال سیگنال الکترومایوگرام در دامنه‌هاي۲۰%، ۴۰%، ۶۰% و ۸۰% انقباض ارادي بیشینه بررسي شده و نشان داده شده است که سیگنال در دامنه‌هاي پایین نیرو کاملاً غیرگوسي است و هر قدر دامنه نیروي انقباض عضلاني بیشتر گردد، توزیع این سیگنال به توزیع گوسي نزدیک مي‌شود [۱۲]. این نتیجه در تحقیقات دیگري نیز تأیید شده است [۱۳، ۱۴] . سیگنال الکترومایوگرامي که در دامنه‌هاي کوچک نیرو (زیر ۳۰% انقباض ارادي بیشینه) آشکار مي‌شود، بیشتر از آنکه داراي توزیع گوسي باشد از توزیع لاپلاس[12] پیروي مي‌کند. به‌همین دلیل آن را مي‌توان با استفاده از روش‌هاي پردازش سیگنال‌هاي غیرگوسي، 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 اخیر، استفاده از آمارگان مرتبه بالا[13] یا کامیولنت‌ها[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]،

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

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

[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، کامیولنت و τ_1، τ_2، و τ_3 تأخیرهاي زماني هستند. در این پژوهش، تعداد ۳۸ کامیولنت مرتبه‌هاي دوم، سوم، و چهارم سیگنال‌هاي الکترومایوگرام سطحي آشکار شده از دو عضله دوسر[۲۳] و سه‌سر[۲۴] بازویي را براي مقادیر صفر، ۱، و ۲ براي هر یک از پارامترهاي τ_1، τ_2، و τ_3 محاسبه کرده (مجموعاً تعداد ۷۶ مقدار براي دو کانال) و به‌عنوان ویژگي مورد استفاده قرار داده شد. براي تأخیرهاي بیشتر، به دلیل اندازه کوچک کامیولنت‌ها، استخراج اطلاعات طبقه‌بندي آسان نیست. همچنین با افزایش فضاي ویژگي، هزینه محاسباتي بسیار افزایش مي‌یابد. به همین دلایل، به محاسبة کامیولنت‌ها در محدودة پیش‌گفته اکتفا شده است.

۲-۲-۱- تخمین کامیولنت‌ها

در بسیاري از موارد عملي، باید از روي داده‌هاي ثبت شده و با تخمین امید ریاضي، مقدار کامیولنت‌ها را محاسبه کرد. براي محاسبه کامیولنت 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 سیگنال است. همچنین $C_{4x}(\tau_1,\tau_2,\tau_3)$ به صورت رابطه (۵) تخمین 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)، $C_{k_x}(\cdot)$ نشانگر همبستگي مرتبه kام سیگنال $x(t)$ است.

ابتدا طبق روابط (۱)، (۲)، و (۳) براي سیگنال‌هاي ثبت شده از هر کانال، باید تعداد ۳۸ ویژگي محاسبه شود. اما چون کامیولنت‌ها در آرگومان[۲۵]هاي خود متقارن هستند [۱۷]، تنها ۱۹ ویژگي یکتاي زیر انتخاب شد:

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

براي ۶۴۰۰ تکه سیگنال الکترومایوگرام ایستان، ۱۹ ویژگي مذکور در هر کانال محاسبه شد و از بردارهاي ویژگي حاصل براي دسته‌بندي سیگنال الکترومایوگرام در کلاس‌هاي حرکتي چهارگانه استفاده شده است.

۲-۳. معیار جداپذیري کلاس‌ها

براي تعیین میزان جداپذیري کلاس‌ها معیار پرکاربرد ماتریس پراکندگي[۲۶] [۲۲] انتخاب شده است که به کمک آن مي‌توان به توانایي هر یک از ویژگي‌هاي استخراجي براي تمایز الگوهاي سیگنال الکترومایوگرام بدون استفاده از طبقه‌بندي کننده، پي برد. ماتریس‌هاي پراکندگي به صورت زیر تعریف مي‌شوند:

۱. ماتریس پراکندگي درون‌کلاسي[۲۷] براي M کلاس از رابطه (۷) به‌دست مي‌آید:

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

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

$$P_i \cong \frac{n_i}{N} \quad (۸)$$

مقدار trace{$\mathbf{S}_w$} که برابر حاصل جمع عناصر قطري ماتریس $\mathbf{S}_w$ است معیاري از میانگین واریانس‌هاي تمام ویژگي‌ها براي کل کلاس‌ها، و مقادیر $\mathbf{m}_i$ و $\mathbf{C}_i = E[(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)^T]$ به‌ترتیب میانگین هر کلاس و ماتریس کوواریانس هستند.

۲. ماتریس پراکندگي مختلط[۲۸] براي M کلاس برابر:

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

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

است که $\mathbf{S}_m$ ماتریس کوواریانس بردار ویژگي نسبت به بردار میانگین کلي، و $\mathbf{m}_0$ بردار میانگین همة بردارهاي میانگین نمونه‌هاست که از رابطه (۱۰) به‌دست مي‌آید:

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

اکنون معیار جداپذیري کلاس‌ها به صورت رابطه (۱۱) تعریف مي‌شود:

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

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

۲-۴- انتخاب ترتیبي مستقیم (SFS)

همان‌طور که در ۲-۲ بیان شد، تعداد ۱۹ ویژگي رابطه (۶) از دو کانال سیگنال الکترومایوگرام سطحي استخراج شده است. چون زمان زیادي جهت آموزش طبقه‌بندي کننده براي این تعداد ویژگي صرف مي‌شود، براي کاهش این زمان، تعداد ویژگي‌ها با ثابت نگاه داشتن نسبي نرخ طبقه‌بندي، کاهش داده شد. اگر بخواهیم از میان این ۱۹ ویژگي، ۳ ویژگي برتر را انتخاب کنیم، باید از بین ۵۸۱۴ =P_3 بردار ویژگي، بهترین آنها با توجه به معیارهاي جداپذیري کلاس‌ها برگزیده شوند. اگرچه نتیجه این‌گونه جستجوي فراگیر[۲۹] بهینه است، انجام این عملیات بسیار زمانبر است. بنابراین استفاده از روش‌هاي زیربهینه[۳۰]، از جمله روش انتخاب ترتیبي مستقیم مناسب‌تر است. این روش، برخلاف روش جستجوي فراگیر، ممکن است جواب بهینه را به دست نیاورد، اما در بسیاري از مسائل عملي کافي خواهد بود [۲۲].

براي انتخاب l ویژگي از میان m ویژگي اولیه با استفاده از روش SFS به ترتیب زیر اقدام مي‌شود:

۱. براي تمام ویژگي‌ها، مقدار معیار جداپذیري کلاس‌ها را محاسبه و بهترین بردار ویژگي از دیدگاه این معیار انتخاب مي‌شود و آن‌را $\mathbf{x}_1$ مي‌نامیم.
۲. براي تمام زوج بردارهاي ویژگي (دوبعدي) که بردار اول آنها $\mathbf{x}_1$ است، مقدار J محاسبه و دوباره بهترین زوج بردار (دو بعدي) انتخاب مي‌شوند.
۳. این کار براي تعداد محدود l ویژگي تکرار مي‌شود تا J به مقدار مناسب برسد.

در ادامه نشان داده خواهد شد که این روش، کامیولنت‌هاي مؤثر مرتبه بالا را نیز انتخاب مي‌کند.

۲-۵- طبقه‌بندي کننده K نزدیکترین همسایه

براي دسته‌بندي بردارهاي ویژگي استخراج شده از سیگنال الکترومایوگرام، از طبقه‌بندي کننده K نزدیکترین همسایه استفاده شد. این طبقه‌بندي کننده غیرخطي، اگرچه نسبت به دیگر طبقه‌بندي کننده‌هاي غیرخطي، مثلاً شبکه‌هاي عصبي، عملکرد ضعیف‌تري دارد (البته نه در همه موارد)، اما پیاده‌سازي آن بسیار ساده‌تر است. در این پژوهش، پس از به‌کارگیري شبکه عصبي پرسپترون چند لایه و برخورد با مشکلات آموزش آن [۱۸]، استفاده از طبقه‌بندي کننده K نزدیکترین همسایه ترجیح داده شد. بزرگترین مشکل شبکه‌هاي عصبي تعیین ساختار بهینه لایه(هاي) میاني آنها است. تعیین اینکه شبکه داراي چند لایه میاني بوده و در هر لایه چند نورون داشته باشد، بسیار زمانبر است. این مشکل در تحقیق ما به علت تنوع بعد بردار ویژگي ورودي به شبکه و همچنین تعدد آزمایش‌ها چند برابر مي‌شود. از این رو از طبقه‌بندي کننده K نزدیکترین همسایه که در عین سادگي در طراحي و پیاده‌سازي، بدون توجه به بعد بردار ویژگي عمل طبقه‌بندي را انجام مي‌دهد، استفاده شد. همچنین با انتخاب یک طبقه‌بندي کننده ثابت براي تمام آزمایش‌ها، اثر طبقه‌بندي کننده را بر نتیجه دسته‌بندي از بین برده، و مستقل از نوع طبقه‌بندي کننده، به ارزیابي توانایي آمارگان مرتبه بالا در تمایز کلاس‌هاي حرکتي صورت گرفت. الگوریتم طبقه‌بندي کننده K نزدیکترین همسایه براي یک نمونه ناشناخته $\mathbf{x}$ و یک معیار فاصله به زبان ریاضي مي‌تواند به صورت زیر بیان شود:

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

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

۲. از میان 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.

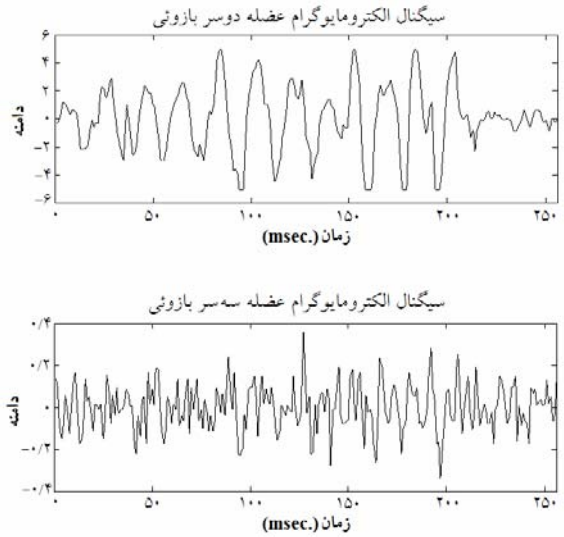
از معروف‌ترين فاصله‌ها مي‌توان به فاصله اقليدسي اشاره كرد كه در اين پژوهش نيز براي سادگي محاسبات از آن استفاده شده است و به صورت زير تعريف مي‌شود:

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

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 تك‌عضوي، 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 تك‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي به‌دست آمده براي هر نفر و به كمك 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 كمك 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- نتایج روش انتخاب ترتیبي مستقیم، براي انتخاب زیرمجموعه‌هاي تک‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي از مجموعه ویژگي ۱۶ نفر

نفر	زیرمجموعه ویژگي تک‌عضوي	زیرمجموعه ویژگي دوعضوي	زیرمجموعه ویژگي 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- نتایج دسته‌بندي سیگنال الکترومایوگرام به‌کمک زیرمجموعه‌هاي تک‌عضوي، از مجموعه ویژگي براي ۱۶ نفر (میانگین نتایج ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمایش‌ها به درصد)

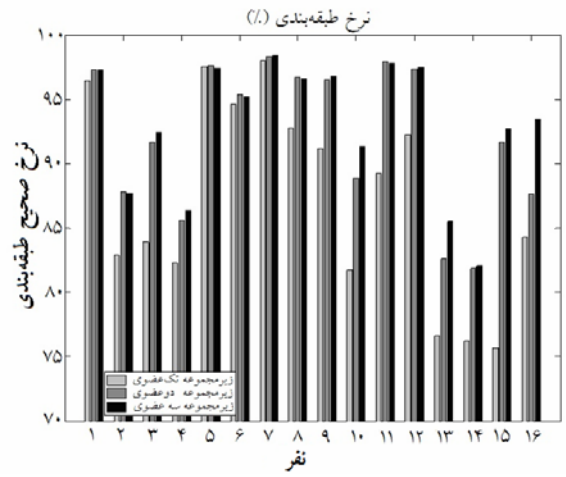
نفر	EF	EE	FS	FP	میانگین
۱	۹۳/۸۵	۹۸/۰۱	۹۶/۰۵	۹۸/۱۷	۹۶/۴۵
۲	۶۶/۷۴	۷۲/۷۶	۹۶/۰۵	۸۵/۸۳	۸۲/۸۴
۳	۶۷/۴۱	۹۸/۳۲	۸۷/۹۲	۸۲/۰۰	۸۳/۹۱
۴	۷۵/۷۷	۸۰/۹۴	۹۱/۹۶	۸۰/۵۰	۸۲/۲۸
۵	۹۷/۰۷	۹۶/۳۹	۹۸/۹۳	۹۷/۸۳	۹۷/۵۵
۶	۹۹/۹۹	۸۹/۰۷	۹۹/۸۸	۸۹/۵۲	۹۴/۶۱
۷	۹۸/۲۱	۹۵/۴۰	۹۹/۱۱	۹۹/۱۹	۹۷/۹۷
۸	۹۰/۷۷	۹۵/۹۶	۹۸/۷۱	۹۴/۵۲	۹۲/۷۴
۹	۹۵/۹۵	۸۸/۳۹	۸۶/۹۷	۹۳/۳۵	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- نتایج دسته‌بندي سیگنال الکترومایوگرام به‌کمک زیرمجموعه‌هاي دوعضوي، از مجموعه ویژگي براي ۱۶ نفر (میانگین نتایج ۴۰۰ مرتبه تکرار آزمایش‌ها به درصد)

نفر	EF	EE	FS	FP	میانگین
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 الكترومايوگرام به كمک زيرمجموعه‌هاي سه‌عضوي، از مجموعه ويژگي براي ۱۶ نفر (ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه تكرار 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



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

۳-۲- نتايج آزمايشها براي همه افراد

همان‌طور كه در بخش پيشين بيان شد ابتدا تمامي ويژگي‌هاي ذكر 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، هركدام ۴۰۰ نمونه) سيگنال‌هاي الكترومايوگرام سطحي انتخاب شدند. آنگاه اين پايگاه داده به‌كمک چهار بردار ويژگي ۱۹ عضوي (بردار ويژگي اوليه)، تک‌عضوي، دوعضوي، و سه‌عضوي منتخب و يک طبقه‌بندي كننده K=۳ نزديكترين همسايه، دسته‌بندي گرديد. جدول ۵ ميانگين نتايج دسته‌بندي را با بيان انحراف معيار براي ۴۰۰ بار تكرار نشان مي‌دهد.

نرخ دسته‌بندي ۹۲/۶۸% سيگنال الكترومايوگرام در كلاس‌هاي حركتي حاصل از به‌كارگيري بردار ويژگي ۱۹ عضوي آمارگان مرتبه بالا (ستون دوم جدول ۵)، توانايي اين ويژگي‌ها را در جداسازي كلاس‌هاي حركتي نشان مي‌دهد. همچنين انحراف معيار ۲/۴۳%، مقدار قابل قبولي است و پايداري روش را در ۴۰۰ مرتبه تكرار آزمون نشان مي‌دهد. ولي مشكل محاسبات بسيار زياد براي استخراج ۱۹ ويژگي براي دو كانال (۳۸ مقدار) و همچنين زمان طولاني براي دسته‌بندي اين ويژگي‌ها، پياده‌سازي سخت‌افزاري را ناممكن مي‌سازد. براي رفع اين مشكل از روش SFS براي كاهش بعد بردار ويژگي استفاده شد. در آزمون دوم (ستون سوم جدول ۵)، مقدار ويژگي $C_{2,x}(0)$ را براي تمام نمونه‌هاي سيگنال الكترومايوگرام در دو كانال محاسبه و به دسته‌بندي كننده اعمال گرديد كه 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 الكترومايوگرام سطحي به‌كمک آمارگان مراتب بالا (ميانگين نتايج ۴۰۰ مرتبه تكرار 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، نتایج دسته‌بندي سیگنال الکترومایوگرام را به‌کمک دو ویژگي $C_{2,x}(0)$ و $C_{2,x}(1)$ نشان مي‌دهد. نرخ دسته‌بندي ۹۰/۲۷ % و انحراف معیار ۳/۶۲٪ حاصل این آزمون است. این مقدار ۲/۴۱% کمتر از نرخ دسته‌بندي به کمک بردار ۱۹ عضوي آمارگان مرتبه بالا است. اما این نتیجه در ازاي حذف ۱۷ ویژگي (۳۴ مقدار براي دو کانال) از بردار ویژگي اولیه به‌دست آمده است.

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

از این آزمایش‌ها سه نتیجه مهم حاصل مي‌شود:

۱. انتخاب $C_{3,x}(2,2)$ توسط روش SFS نشان مي‌دهد که در آمارگان مرتبه سوم سیگنال الکترومایوگرام سطحي اطلاعات سودمندي براي طبقه بندي وجود دارد و استفاده از آن را توجیه مي‌کند.
۲. بسیاري از ویژگي‌هاي آمارگان مرتبة بالا زائد هستند و به‌کارگیري یک روش انتخاب بهینه مي‌تواند علاوه‌بر کاهش قابل ملاحظه حجم محاسبات، به نتایج مشابه و یا کمي کمتر از زمان استفاده از تمام ویژگي‌ها، منجر مي‌شود.
۳. در سعي چهارم، نرخ طبقه‌بندي در مقایسه با زمان به‌کارگیري $C_{2,x}(0)$ به‌تنهایي، حدود ۳٪ افزایش یافت. ولي این کار، افزایش محسوسي را در محاسبات به دنبال نداشت.

۳-۳- مقایسه آمارگان مرتبة بالا و روش تبدیل موجک براي طبقه‌بندي سیگنال‌هاي این پایگاه داده

براي مقایسه، یکي از پر رجوع‌ترین مقالات مربوط به طبقه‌بندي سیگنال الکترومایوگرام انتخاب شده است [۶]. انگلهارت[32] و همکاران نظریه استفاده از ویژگي‌هاي زماني و زمان-فرکانسي براي طبقه‌بندي سیگنال‌هاي الکترومایوگرامي که در شرایط ایزومتریک ثبت مي‌شوند، آزمایش کردند. براي مقایسه، ابتدا آزمایش‌هاي متعدد وي را در دو دسته کلي زیر مي‌گنجانیم (این نتایج در مرجع ۷ نیز تکرار شده‌اند):

۱. ویژگي‌هاي زماني: چهار ویژگي میانگین قدر مطلق[33]، گذر از صفر، تغییرات علامت شیب[34] و طول شکل موج[35] را همانند هادگینز[36] و همکاران [۲۳] براي این سیگنال‌ها در دو کانال محاسبه کرده و مقدار آنها را براي دسته‌بندي به دو طبقه‌بندي کننده آنالیز جداسازهاي خطي[37] (LDA) و پرسپترون چند لایه (MLP) اعمال کرده و به ترتیب نتایج ۸۷% و ۹۱% حاصل شد. سپس با کاهش بعد بردار ویژگي به کمک آنالیز مؤلفه‌هاي اساسي[38]، نتایج ۹۰% و۹۲% با دو طبقه‌بندي کننده LDA و MLP به‌دست آمد.
۲. ویژگي‌هاي زمان-فرکانسي: انگهارت و همکاران ویژگي‌هاي حاصل از تبدیل فوریه زمان کوتاه، تبدیل موجک و تبدیل بسته موجک را محاسبه کرده و پس از کاهش بعد به کمک آنالیز مؤلفه‌هاي اساسي، آنها را به دو طبقه‌بندي کننده LDA و MLP اعمال کرده و به ترتیب نتایج ۹۱/۸%، ۹۲/۲% و ۹۲/۴%، ۹۲/۴% و ۹۳/۷% و ۹۳% را براي ویژگي‌ها و دو طبقه‌بندي کننده به‌دست آوردند [۶، ۷].

لزوم محاسبه همه ویژگي‌ها و سپس اعمال روش آنالیز مؤلفه‌هاي اساسي از نقاط ضعف روش انگهارت و همکاران وي [۶، ۷] هستند. اگرچه نتیجه روش پیشنهادي از بهترین نتیجه به‌دست آمده به‌وسیله آنها به‌کمک تبدیل بسته موجک [۶، ۷] فقط کمتر از ۲% کمتر است، اما برتري روش ما به آن دلیل است که به محاسبه همه ویژگي‌ها 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.