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 ۱۴۱۵۵-۴۸۳۸

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

۱- مقدمه

سيگنال الكترومايوگرام سطحي را مي‌توان برآيند زماني-مكاني پتانسيل‌هاي عمل ايجاد شده در تارهاي عضلاني در نظر گرفت كه با به‌كارگيري الكترودهاي 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 مكانيكي بافت را در بر دارد. سيگنال الكترومايوگرام يك سيگنال تصادفي غيرايستان[۱] است كه مي‌توان آن را با تقريب قابل‌قبولي در فواصل زماني كوتاه (كمتر از ۲۰۰ms)، ايستان[۲] فرض كرد [۱]. چون در سال‌هاي اخير در كنترل پروتزهاي مايوالكتريك از سيگنال الكترومايوگرام استفاده مي‌شود، پردازش صحيح و عاري از خطاي آن مورد توجه قرار گرفته است [۲]. كنترل پروتزهاي مايوالكتريك به‌وسيله شناسايي الگو و دسته‌بندي سيگنال الكترومايوگرام مربوط به حركات متفاوت انجام‌پذير مي‌گردد. هر كدام از اين دسته‌ها يک كلاس حركتي ناميده مي‌شود. براي شناسايي الگوهاي حركتي سيگنال الكترومايوگرام، استفاده از روش‌هاي شناسايي آماري الگو پيشنهاد شده است [۳] و همچنين مي‌توان پس از استخراج ويژگي به‌كمك شبكه عصبي هاپفيلد[۳]، سيگنال الكترومايوگرام را با استفاده از شبكه عصبي پرسپترون چند لايه[۴] (MLP)، دسته‌بندي كرد [۴]. براي شناسايي اين الگوها از خوشه‌يابي آنها با استفاده از روش‌هاي فازي[۵] [۵]، تحليل‌هاي زمان-فركانسي (تبديل موجک[۶]) [۸-۶] و روش‌هاي مبتني بر نظريه آشوب[۷] [۹] نيز استفاده شده است.

روش‌هاي متداول براي استخراج ويژگي‌هاي سيگنال الكترومايوگرام سطحي در اشخاص معلول، نسبتاً كند و به ويژه براي انقباضات غيرمعمول ماهيچه‌هاي درگير، قابل اطمينان نيستند. مشكل اصلي، همپوشاني كلاس‌هاي حركتي در فضاي ويژگي است. به عبارت ديگر، برخي از كلاس‌هاي حركتي نزديك به‌هم و يا حتي روي‌هم هستند كه منجر به تشخيص نادرست فرمان حركتي خواهد شد. همچنين آسيب و يا ضعف ماهيچه‌هاي شخص معلول در انجام حركات متفاوت، سبب شباهت سيگنال‌هاي الكترومايوگرام مربوط به آنها و در نتيجه همپوشاني بيشتر كلاس‌ها مي‌گردد. شناسايي الگوي سيگنال الكترومايوگرام شامل مراحل ثبت و پيش‌پردازش سيگنال، استخراج ويژگي، كاهش بعد، دسته‌بندي و تخمين خطا است.

در بسياري از مقالات منتشر شده تاكنون براي تفسير سيگنال الكترومايوگرام ثبت شده حين انقباض هاي ايزومتريک، تابع چگالي احتمال[۸] اين سيگنال، گوسي فرض شده است. ولي در سال‌هاي اخير تعداد انگشت شماري از محققان بدون رد فرضيه گوسي بودن سيگنال الكترومايوگرام در دامنه‌هاي بزرگ، با استفاده از الگوريتم‌هاي خاص پردازش سيگنال‌هاي غيرگوسي، روند جديدي را براي پردازش اين سيگنال ارائه كرده‌اند.

مشخصات آماري سيگنال‌هاي الكترومايوگرام سطحي كه در دامنه‌هاي متفاوت نيرو آشكار شده بودند، به‌كمك آزمايش كاي-اسكوار[۹] بررسي شده و چون احتمال انحراف چگالي سيگنال الكترومايوگرام از توزيع گوسي[۱۰] كمتر 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 كه در دامنه۳۰٪ انقباض ارادي بيشينه[۱۱]، تابع توزيع اين سيگنال الكترومايوگرام سطحي در صفر، مقدار بيشتري نسبت به توزيع گوسي دارد [۱۱]. در مطالعه ديگري تابع چگالي احتمال سيگنال الكترومايوگرام در دامنه‌هاي۲۰%، ۴۰%، ۶۰% و ۸۰% انقباض ارادي بيشينه بررسي شده و نشان داده شده است كه سيگنال در دامنه‌هاي پايين نيرو كاملاً 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 الكترومايوگرامي كه در دامنه‌هاي كوچک نيرو (زير ۳۰% انقباض ارادي بيشينه) آشكار مي‌شود، بيشتر از آنكه داراي توزيع گوسي باشد از توزيع لاپلاس[۱۲] پيروي مي‌كند. به‌همين دليل آن را مي‌توان با استفاده از روش‌هاي پردازش سيگنال‌هاي غيرگوسي، پردازش كرد [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 آشکارسازي سيگنال‌هاي غيرگوسي آغشته به نويزهاي گوسي مورد توجه قرار گرفته است. اين مسأله از آنجا ناشي مي‌شود که کامیولنت‌هاي مرتبه بالا نسبت به فرآيندهاي گوسي (سفيد يا رنگي) غيرحساسند [۱۷]. براي توجيه استفاده از آمارگان مرتبة بالا براي پردازش سيگنال الکترومايوگرام بايد ماهيت غيرگوسي سيگنال الکترومايوگرام را در نظر گرفت. ما در تحقيقات گذشته نشان داديم که در آمارگان مرتبه بالاي سيگنال الکترومايوگرام اطلاعات طبقه‌بندي سودمندي وجود دارد که مي‌توانند نرخ طبقه‌بندي را افزايش دهند [۱۸- ۲۰].

چون دسته‌بندي صحيح‌تر به استخراج ويژگي‌هايي با همپوشاني کمتر بستگي مستقيم دارد، با معرفي يک ويژگي جديد براي اين سيگنال، نرخ طبقه‌بندي را افزايش مي‌دهيم. از اين ويژگي‌ها در شناسايي الگوهاي چهار حرکت ابتدايي باز و بسته کردن آرنج و چرخش به سمت داخل و خارج ساعد استفاده کرده ايم. علاوه بر اين چون محاسبه آمارگان مرتبه بالا به صورت بي‌درنگ امکان‌پذير است [۲۱] و همچنين طبقه‌بندي کننده مورد استفاده بر خلاف طبقه‌بندي کننده‌هاي معمول، دسته‌بندي الگوهاي ورودي را سريع انجام مي‌دهد، مي‌توان از اين روش در کنترل پروتزهاي مايوالکتريک استفاده کرد.

۲- روش

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

۲-۱- سيگنال الکترومايوگرام سطحي

از ۱۶ شخص سالم، بدون ناراحتي عصبي عضلاني و يا قطع عضو، براي تهيه اين پايگاه اطلاعاتي، سيگنال الکترومايوگرام سطحي جمع‌آوري شده است. هر کدام از اين ۱۶ نفر چهار حرکت EF[18]، EE[19]، FS[20] و FP[21] را ۱۰۰ مرتبه و به صورت ايزومتريک انجام دادند. به اين ترتيب که پس از پايان ۱۰۰ مرتبه براي هر حرکت، ۱۰۰ مرتبه حرکت بعدي انجام مي‌شد. در نتيجه، براي هر نفر، ۴۰۰ نمونه سيگنال الکترومايوگرام و در کل ۶۴۰۰ نمونه سيگنال الکترومايوگرام براي ۱۶ نفر به‌دست آمد. سيگنال الکترومايوگرام آشکار شده در پنجره‌هاي زماني به طول ۲۵۶ms در يك پايگاه داده[22] قرار داده شده است و از سيگنال‌هاي اين پايگاه داده پس از کسب 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

تاکنون در بسياري از پردازش‌هايي که در مورد سيگنال الکترومايوگرام انجام شده، فرض گوسي بودن سيگنال براي ساده‌سازي رعايت شده است. از آنجا که سيگنال الکترومايوگرام سطحي براي نيروهاي کوچک يک سيگنال گوسي نيست [۱۹]، در اين پژوهش، نظريه استفاده از آمارگان مرتبه بالا براي دسته‌بندي اين سيگنال دنبال شده است. کاميولنت‌هاي مرتبه‌هاي دوم، سوم، و چهارم سيگنال الکترومايوگرام سطحي $x(t)$ با متوسط صفر را مي‌توان به صورت زير محاسبه کرد [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، 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] بازويي 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 محاسبهٔ کامیولنت‌ها در محدودهٔ 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)، $C_{kx}(\cdot)$ 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:

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

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 $\mathrm{trace}\{\mathbf{S}_w\}$ 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

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

است که $\mathbf{S}_m$ ماتريس كوواريانس بردار ويژگي نسبت به بردار ميانگين كلي، و $\mathbf{m}_0$ بردار ميانگين همهٔ بردارهاي ميانگين نمونه‌هاست كه از رابطه (۱۰) به‌دست مي‌آيد:

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

اكنون معيار جداپذيري كلاس‌ها به صورت رابطه (۱۱) تعريف مي‌شود:

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

اگر نمونه‌ها در فضاي ويژگي كاملاً حول نقطه ميانگين كلاس خود، خوشه شده باشند و كلاس‌هاي متفاوت به‌طور كامل از يكديگر فاصله داشته باشند، J مقدار بزرگي خواهد داشت [۲۲].

۲-۴- انتخاب ترتيبي مستقيم (SFS)

همان‌طور كه در ۲-۲ بيان شد، تعداد ۱۹ ويژگي رابطه (۶) از دو كانال سيگنال الكترومايوگرام سطحي استخراج شده است. چون زمان زيادي جهت آموزش طبقه‌بندي كننده براي اين تعداد ويژگي صرف مي‌شود، براي كاهش اين زمان، تعداد ويژگي‌ها با ثابت نگاه داشتن نسبي نرخ طبقه‌بندي، كاهش داده شد. اگر بخواهيم از ميان اين ۱۹ ويژگي، ۳ ويژگي برتر را انتخاب كنيم، بايد از بين ۵۸۱۴ =$_{۱۹}P_{۳}$ بردار ويژگي، بهترين آنها با توجه به معيارهاي جداپذيري كلاس‌ها برگزيده شوند. اگرچه نتيجه اين‌گونه جستجوي فراگير[۲۹] بهينه است، انجام اين عمليات بسيار زمانبر است. بنابراين استفاده از روش‌هاي زيربهينه[۳۰]، از جمله روش انتخاب ترتيبي مستقيم مناسب‌تر است. اين روش، برخلاف روش جستجوي فراگير، ممكن است جواب بهينه را به دست نياورد، اما در بسياري از مسائل عملي كافي 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 كلاس‌ها 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) كه بردار اول آنها $\mathbf{x}_1$ است، مقدار J محاسبه و دوباره بهترين زوج بردار (دو بعدي) انتخاب مي‌شوند.

۳. اين كار براي تعداد محدود l ويژگي تكرار مي‌شود تا J به مقدار مناسب برسد.

در ادامه نشان داده خواهد شد كه اين روش، كامپولنت‌هاي مؤثر مرتبه بالا را نيز انتخاب مي‌كند.

۲-۵- طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه

براي دسته‌بندي بردارهاي ويژگي استخراج شده از سيگنال الكترومايوگرام، از طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه استفاده شد. اين طبقه‌بندي كننده غيرخطي، اگرچه نسبت به ديگر طبقه‌بندي كننده‌هاي غيرخطي، مثلاً شبكه‌هاي عصبي، عملكرد ضعيف‌تري دارد (البته نه در همه موارد)، اما پياده‌سازي آن بسيار ساده‌تر است. در اين پژوهش، پس از به‌كارگيري شبكه عصبي پرسپترون چند لايه و برخورد با مشكلات آموزش آن [۱۸]، استفاده از طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه ترجيح داده شد. بزرگترين مشكل شبكه‌هاي عصبي تعيين ساختار بهينه لايه(هاي) مياني آنها است. تعيين اينكه شبكه داراي چند لايه مياني بوده و در هر لايه چند نورون داشته باشد، بسيار زمانبر است. اين مشكل در تحقيق ما به علت تنوع بعد بردار ويژگي ورودي به شبكه و همچنين تعدد آزمايش‌ها چند برابر مي‌شود. از اين رو از طبقه‌بندي كننده K نزديكترين همسايه كه 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 كننده ثابت براي تمام آزمايش‌ها، اثر طبقه‌بندي كننده را بر نتيجه دسته‌بندي از بين برده، و مستقل از نوع طبقه‌بندي كننده، به ارزيابي توانايي آمارگان مرتبه بالا در تمايز كلاس‌هاي حركتي صورت گرفت. الگوريتم طبقه‌بندي كننده K نزديكترين 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.

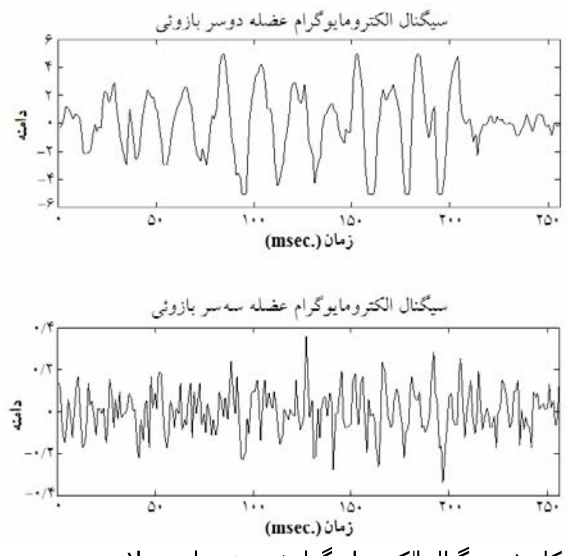
از معروف‌ترين فاصله‌ها مي‌توان به فاصله اقليدسي اشاره كرد كه در اين پژوهش نيز براي سادگي محاسبات از آن استفاده شده است و به صورت زير تعريف مي‌شود:

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

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- 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)

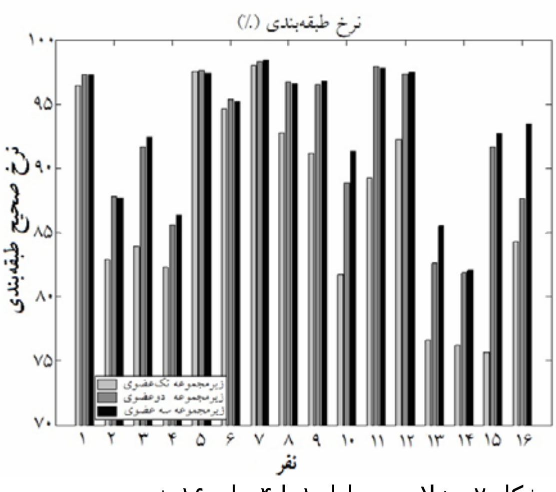
نفر	EF	EE	FS	FP	میانگین
۱	۹۳/۸۵	۹۸/۰۱	۹۶/۰۵	۹۸/۱۷	۹۶/۴۵
۲	۶۶/۷۴	۷۲/۷۶	۹۶/۰۵	۸۵/۸۳	۸۲/۸۴
۳	۶۷/۴۱	۹۸/۳۲	۸۷/۹۲	۸۲/۰۰	۸۳/۹۱
۴	۷۵/۷۷	۸۰/۹۴	۹۱/۹۶	۸۰/۵۰	۸۲/۲۸
۵	۹۷/۰۷	۹۶/۳۹	۹۸/۹۳	۹۷/۸۳	۹۷/۵۵
۶	۹۹/۹۹	۸۹/۰۷	۹۹/۸۸	۸۹/۵۲	۹۴/۶۱
۷	۹۸/۲۱	۹۵/۴۰	۹۹/۱۱	۹۹/۱۹	۹۷/۹۷
۸	۹۰/۷۷	۹۵/۹۶	۹۸/۷۱	۹۴/۵۲	۹۲/۷۴
۹	۹۵/۹۵	۸۸/۳۹	۸۶/۹۷	۹۳/۳۵	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 حركتـي 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، نتايج دسته‌بندي سيگنال الكترومايوگرام را به‌كمك 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% كمتر از نرخ دسته‌بندي به كمك بردار ۱۹ عضوي آمارگان مرتبه بالا است. اما اين نتيجه در ازاي حذف ۱۷ ويژگي (۳۴ مقدار براي دو كانال) 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 به‌كار گرفته شد و نرخ دسته‌بندي ۹۰/۸۸% و انحراف معيار ۳/۲۹% به دست آمد. اين مقدار نيز حدود ۱/۷% كمتر از نرخ دسته‌بندي به‌كمك بردار ۱۹ عضوي آمارگان مرتبة بالا در ازاي حذف ۱۶ ويژگي (۳۲ مقدار براي دو كانال) از بردار ويژگي اوليه به‌دست آمده است. انحراف معيار ۳/۲۹%، نيز مقدار قابل‌قبولي است و پايداري روش را در ۴۰۰ مرتبه تكرار آزمون نشان مي‌دهد.

از اين آزمايش‌ها سه نتيجه مهم حاصل مي‌شود:

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

۲. بسياري از ويژگي‌هاي آمارگان مرتبة بالا زائد هستند و به‌كارگيري يك روش انتخاب بهينه مي‌تواند علاوه‌بر كاهش قابل ملاحظه حجم محاسبات، به نتايج مشابه و يا كمي كمتر از زمان استفاده از تمام ويژگي‌ها، منجر مي‌شود.

۳. در سعي چهارم، نرخ طبقه‌بندي در مقايسه با زمان به‌كارگيري $C_{2,x}(0)$ به‌تنهايي، حدود ۳٪ افزايش يافت. ولي اين كار، 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، يكي از پر رجوع‌ترين مقالات مربوط به طبقه‌بندي سيگنال الكترومايوگرام انتخاب شده است [۶]. انگلهارت[32] و همكاران نظريه استفاده از ويژگي‌هاي زماني و زمان-فركانسي براي طبقه‌بندي سيگنال‌هاي الكترومايوگرامي كه در شرايط ايزومتريک ثبت مي‌شوند، آزمايش كردند. براي مقايسه، ابتدا آزمايش‌هاي متعدد وي را در دو دسته كلي زير مي‌گنجانيم (اين نتايج در مرجع ۷ نيز تكرار شده‌اند):

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

۲. ويژگي‌هاي زمان-فركانسي: انگهارت و همكاران ويژگي‌هاي حاصل از تبديل فوريه زمان كوتاه، تبديل موجک و تبديل بسته موجک را محاسبه كرده و پس از كاهش بعد به كمک آناليز مؤلفه‌هاي اساسي، آنها را به دو طبقه‌بندي كننده LDA و MLP اعمال كرده و به ترتيب نتايج ۹۱/۸%، ۹۲/۲% و ۹۲/۴%، ۹۲/۴% و ۹۳/۷% و ۹۳% را براي ويژگي‌ها و دو طبقه‌بندي كننده به‌دست آوردند [۶، ۷].

لزوم محاسبه همه ويژگي‌ها و سپس اعمال روش آناليز مؤلفه‌هاي اساسي از نقاط ضعف روش انگهارت و همكاران وي [۶، ۷] هستند. اگرچه نتيجه روش پيشنهادي از بهترين نتيجه به‌دست آمده به‌وسيله آنها به‌كمک تبديل بسته موجک [۶، ۷] فقط كمتر از ۲% كمتر است، اما برتري روش ما به آن دليل است كه 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 که محاسبات زيادي را در بردارد نياز ندارد. اين امر پياده‌سازي روش پيشنهادي را به‌صورت بي‌درنگ ممکن مي‌سازد.

۴- جمع‌بندي

در اين مطالعه با در نظر گرفتن تابع غيرگوسي توزيع احتمال سيگنال الکترومايوگرام سطحي، يک روش جديد براي دسته‌بندي الگوهاي حرکتي به‌وسيله آمارگان مرتبه بالا پيشنهاد شد. نشان داده شد که استفاده از آمارگان مرتبه بالا در کنار ويژگي‌هاي آمارگان مرتبه‌هاي اول و دوم، نرخ دسته‌بندي را افزايش مي‌دهد. انتخاب کاميولنت‌هاي مرتبه بالا توسط روش SFS نشان داد که در آمارگان مرتبه بالاي سيگنال الکترومايوگرام سطحي اطلاعاتي که براي دسته بندي سودمند است، وجود دارد. همچنين بسياري از ويژگي‌هاي آمارگان مرتبه بالا اضافي هستند و به‌کارگيري يک روش انتخاب بهينه مي‌تواند در عين کاهش قابل ملاحظه حجم محاسبات، نتايج بهتري را حاصل کند. صحت اين نظريه به کمک يک پايگاه داده معتبر تأييد گرديد و نشان داده شد که 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 مايوالکتريکي استفاده کرد که کنترل بي‌درنگ دارند.

سپاسگزاري

نويسندگان از آقاي دکتر کوين انگلهارت از دانشگاه UNB کانادا براي در اختيار قرار دادن پايگاه داده استاندارد سيگنال الکترومايوگرام تشکر مي‌کنند.

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.