

تشخیص و پیش‌بینی خستگی عضلانی حین تایپ بوسیله سیگنال‌های الکترومایوگرافی سطحی و شبکه عصبی مصنوعی

الهام قوچانی^{۱*}، سعید راحتی قوچانی^۲، محمد راوری^۲، حسین اصغر حسینی^۴

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی بیوالکترونیک، باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، مشهد، ایران

۲- استادیار، گروه مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، مشهد، ایران

۳- مربی، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، مشهد، ایران

۴- استادیار، گروه فیزیوتراپی، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۰/۳/۷

تاریخ دریافت: ۸۹/۹/۱۸

چکیده

مقدمه: آسیب ناشی از کشش‌های تکراری یکی از مشکلات شایع در زمینه بیماری‌های شغلی است. ریسک فاکتورهای فیزیکی مرتبط با کار شامل تکرار، ارتعاش و وضعیت نامناسب اندام‌ها از عوامل بروز آسیب‌ها و اختلالات اسکلتی-عضلانی مزمن هستند. کار با رایانه به عنوان یک عمل تکراری با نیروی انقباضی سطح پائین که نیاز به حفظ وضعیت بدن به مدت طولانی دارد، باعث خستگی عضلانی می‌شود. خستگی عضلانی در نواحی شانه و بازو یکی از شایع‌ترین مشکلات گزارش شده در مورد کاربران رایانه و به‌ویژه فعالیت حین تایپ است. از سیگنال‌های الکترومایوگرافی سطحی (SEMG) به عنوان یک روش غیرتهاجمی برای تشخیص خستگی عضلانی استفاده می‌شود.

مواد و روشها: در این تحقیق به بررسی خستگی عضلانی حین تایپ پرداخته شده است. برای این منظور پس از ثبت سیگنال‌های EMG از ۹ سوژه سالم در موقعیت عضله trapezius- که در معرض خستگی عضلانی حین تایپ است- و پردازش سیگنال و استخراج ویژگی‌های مناسب به تشخیص و پیش‌بینی خستگی عضلانی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی MLP پرداخته شده است.

نتایج: سیگنال‌های SEMG ثبت شده حین تایپ، در حوزه‌های زمان و فرکانس مورد پردازش و استخراج ویژگی قرار گرفت. نتایج طبقه‌بندی این سیگنال‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که سیستم طراحی شده قادر به تشخیص و پیش‌بینی وضعیت خستگی عضلانی حین تایپ با صحت تفکیک $1/04 \pm 80/79\%$ می‌باشد.

بحث و نتیجه‌گیری: طبقه‌بندی و پیش‌بینی هوشمند و خودکار خستگی عضلانی کاربردهای گسترده‌ای در مهندسی فاکتورهای انسانی (ارگونومی)، مهندسی توانبخشی و طراحی دستگاه‌ها و تجهیزات بیوفیدبک به منظور کاهش آسیب ناشی از کارهای تکراری با اعلام هشدارهای مناسب دارد. (مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۸، شماره ۱، پیاپی (۳۰)، بهار ۹۰: ۴۰-۳۱)

واژگان کلیدی: خستگی عضلانی، الکترومایوگرافی سطحی (SEMG)، ضرایب وولت، شبکه‌های عصبی MLP

* نویسنده مسؤول: الهام قوچانی

آدرس: دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، دانشکده مهندسی،

گروه مهندسی پزشکی، مشهد، ایران

e_ghoochani@yahoo.com

تلفن: ۰۵۱۱-۶۶۲۹۴۶۷

۱- مقدمه

امروزه با گسترش استفاده از رایانه در محیط‌های کاری، علیرغم مزایای فراوان این فناوری، شیوع بیماری‌های اسکلتی-عضلانی روند رو به گسترشی را دنبال می‌کند. طبق آمارهای اعلام شده از سوی OSHA¹، ۴۲٪ بیماری‌های ناشی از کار مربوط به آسیب‌ها و اختلالات سیستم اسکلتی-عضلانی می‌شود [۱]. ریسک فاکتورهای فیزیکی مرتبط با کار شامل تکرار، وضعیت نامناسب اندام‌ها و ارتعاش از عوامل بروز آسیب‌ها و اختلالات اسکلتی-عضلانی مزمن هستند. آسیب ناشی از کشش‌های تکراری یکی از مشکلات شایع در زمینه بیماری‌های شغلی است. حدود ۶۰٪ آسیب‌ها و صدمات شغلی ناشی از کشش‌های تکراری هستند که است که اثرات زیادی را به نیروی کار تحمیل کرده و تبعات اقتصادی-اجتماعی قابل ملاحظه‌ای در بر دارد. مشخصه این آسیب احساس درد مداوم در عضلات، تاندون‌ها و دیگر بافت‌های نرم بدن است [۲]. علت بروز این آسیب حرکات تکراری، پوسچرهای مداوم یا محدود شده و حرکات نیازمند به نیروی زیاد همراه با استرس و شرایط نامطلوب کاری است. در این آسیب، تکرار حرکات به عضلات، تاندون‌ها و لیگامنت‌ها فرصت کافی برای بازیابی نمی‌دهد و حفظ اندام‌های فوقانی در یک موقعیت مشخص، برای مدت زمان طولانی، کم‌خونی موضعی، تجمع اسید لاکتیک و خستگی را در عضلات مربوطه موجب می‌شود و بنابراین باعث آسیب دیدن این بافت‌ها خواهد شد [۳]. خستگی عضلانی در نواحی گردن و شانه یکی از شایع‌ترین مشکلات گزارش شده در مورد کار با رایانه و بویژه فعالیت تایپ است. مکانیسم اختلال اسکلتی عضلانی ناشی از کار و خستگی به طور دقیق مشخص نیست. فشردن مکرر و بیش از اندازه کلیدها، پوسچرهای نامناسب و بارگذاری استاتیک بازوها، دست‌ها و مچ باعث می‌شود که این‌گونه کاربران در معرض خستگی عضلانی و در نهایت افزایش ریسک اختلال اسکلتی عضلانی قرار گیرند [۱]. به حداقل رساندن خستگی ناشی از کار مقوله-

ای متمایز از طراحی ایستگاه‌های کاری مناسب و رعایت اصول ارگونومی در محیط کار است. نتایج تحقیقات Hwang و همکاران [۴] نشان داد که حتی با رعایت اصول ارگونومی، در مورد تایپ‌های حرفه‌ای، خستگی عضلانی در عضلات درگیر مشاهده شده است.

یکی از ابزارهای بسیار مفید در تحلیل خستگی عضلانی استفاده از سیگنال‌های SEMG² است که با توجه به غیرتهاجمی بودن آن، مورد توجه بسیار واقع شده است. تحقیقات اخیر روی طبقه‌بندی خودکار فعالیت عضلانی با استفاده از این سیگنال‌ها متمرکز شده است. در تحقیقی که توسط المولا و همکاران [۵] صورت پذیرفته است، از الگوریتم ژنتیک برای طبقه‌بندی خستگی عضلانی حین انقباضات ایزومتریک با نیروی ثابت استفاده شده است. موشو و همکاران [۶] به بررسی فعالیت عضلانی و خستگی حین رانندگی، با استفاده از نقشه‌های خود سازماندهی پرداخته‌اند. سیگنال‌های EMG دارای مولفه‌هایی مرتبط با فعالیت عضلانی هستند که می‌توان آنها را بر اساس مشخصات فیزیولوژیکی مجزا و طبقه‌بندی نمود. در این سیگنال‌ها اطلاعاتی مربوط به اینکه کدام گروه از عضلات فعال شده‌اند وجود دارد. ویژگی دیگری که از این سیگنال‌ها قابل استخراج و تحلیل است وجود خستگی عضلانی است. در زمینه ارگونومی و فیزیولوژی کار، خستگی عضلانی به صورت کاهش ظرفیت تولید نیروی یک عضله تعریف می‌شود. این تغییر در عملکرد مکانیکی، در تغییرات EMG منعکس می‌گردد [۷]. در این تحقیق عمل تایپ به عنوان وضعیتی که منجر به خستگی عضلانی می‌شود، مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور فعالیت عضلانی حین تایپ طولانی مدت کمی‌سازی و با استفاده از شبکه عصبی MLP³، به تشخیص و پیش‌بینی هوشمند خستگی عضلانی پرداخته شده است

² Surface Electromyography

³ Multi Layer Perceptron

¹ Occupational Safety & Health Administrative

اختلال اسکلتی عضلانی مزمن در ناحیه گردن و شانه‌ها نداشته و رضایت خود را به صورت کتبی برای شرکت در این تحقیق از طریق پرسش‌نامه قبل از ثبت سیگنال اعلام نمودند.

۲- مواد و روشها

۲-۱ سوژه‌ها

به منظور بررسی خستگی عضلانی حین فعالیت تایپ در این تحقیق، ۹ سوژه زن با مشخصاتی که در جدول ۱ آمده است شرکت داشته‌اند. این افراد هیچ‌گونه سابقه بیماری یا

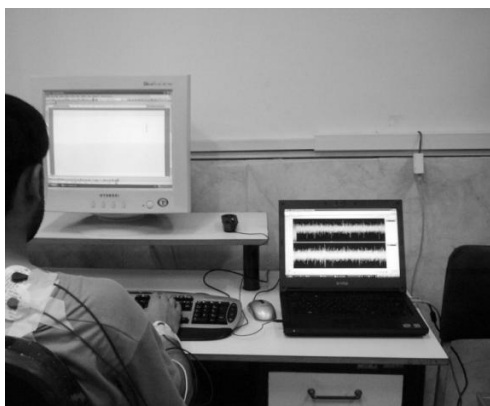
جدول ۱- مشخصات عمومی سوژه‌های انتخاب شده برای ثبت سیگنال

مشخصه	سن (سال)	وزن (کیلوگرم)	قد (سانتی‌متر)	دست غالب	سرعت تایپ (کاراکتر در دقیقه)	صحت تایپ (درصد)
میانگین	25/34 ± 3/35	62/62 ± 9/7	167 ± 1/77	راست	197 ± 23	85

دلیل دارا بودن ناحیه غیر فعال الکتریکی به عنوان مرجع ثبت سیگنال استفاده گردید و الکتروود مرجع در این نقطه متصل شد [۴]. ثبت سیگنال با استفاده از سیستم Powerlab (ML-865) و در محل آزمایشگاه تخصصی مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد صورت پذیرفت. با توجه به محدوده فرکانسی سیگنال SEMG (۱۰-۵۰۰ هرتز)، فرکانس نمونه‌برداری از سیگنال ۱۰۰۰ هرتز در نظر گرفته شد. در شکل ۱ نمایی از مکان و شرایط ثبت سیگنال نشان داده شده است.

۲-۲ پروتکل ثبت سیگنال‌های SEMG

با توجه به اینکه سوژه‌های شرکت‌کننده در این تحقیق تالیست‌های غیرحرفه‌ای بوده‌اند، به منظور یکسان‌سازی شرایط بین همه سوژه‌ها، در جلسه‌ای قبل از ثبت سیگنال، از همه آنها تست سرعت تایپ به عمل آمد. برای این منظور متن یکسانی برای همه آنها از طریق بلندگو پخش و تعداد کاراکترهای تایپ شده در یک دقیقه به عنوان سرعت تایپ در نظر گرفته شد که مشخصات مربوط به سرعت و صحت تایپ در جدول ۱ بیان شده است. برای بررسی خستگی عضلانی حین تایپ از سوژه‌ها خواسته شد که ارتفاع صندلی را با توجه به راحتی خود تنظیم کنند تا اثرات ناشی از نامناسب بودن آن باعث بروز خستگی نگردد. همچنین به منظور کاهش اثرات محیطی در بروز خستگی، شدت روشنایی محل ثبت (روی میز و صفحه کلید) ۳۰۰ لوکس در نظر گرفته شد. از صفحه کلید دارای استراحتگاه مچ دست نیز به منظور کاهش خستگی دست استفاده گردید و سعی شد شرایط محیطی با اصول ارگونومی کار با رایانه تطابق داشته باشد [۸]. برای ثبت سیگنال EMG به صورت سطحی از الکتروودهای Ag/AgCl با قطر ۱۰ میلی‌متر استفاده شد. قبل از اتصال الکتروودها، به منظور کاهش امپدانس پوست-الکتروود موقعیت عضله Trapezius با الکل تمیز و سپس الکتروودها در آرایش دو قطبی و به فاصله تقریبی ۲۰ میلی-متر از یکدیگر قرار گرفتند. از ناحیه استخوانی مچ دست به

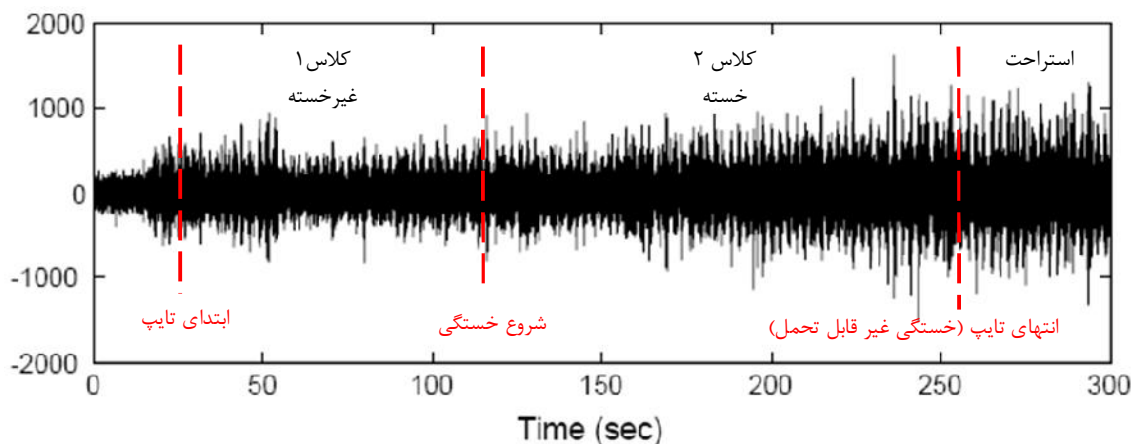


شکل ۱- نمایی از مکان و شرایط ثبت سیگنال

سپس از سوژه‌ها خواسته شد با توجه به متن پخش شده از بلندگو شروع به تایپ نمایند و زمانی که در عضله مورد ثبت احساس خستگی نمودند به صورت شفاهی اعلام داشته و همچنان به تایپ ادامه دهند تا زمانی که به علت خستگی زیاد دیگر قادر به ادامه دادن نباشند. همچنین از سوژه‌ها خواسته شد بعد از پایان تایپ دو دست خود را به

فایل صوتی نهایت دقت به عمل آمد که کلمات ساده از نظر املائی در آن گنجانده شود و متن حالت داستانی و جذابی داشته باشد تا تاثیر سایر عوامل روی عملکرد عضله تا حد امکان کاهش یابد. با توجه به تفاوت‌های فردی بین سوژه‌ها، مدت زمان رسیدن به خستگی غیر قابل تحمل بین این افراد متفاوت و متوسط این زمان ۲۲ دقیقه بوده است.

حالت استراحت روی صفحه کلید قرار دهند. این لحظات با گذاشتن نشانه‌هایی روی سیگنال در حال ثبت از طریق نرم‌افزار سیستم اخذ داده، مشخص گردید که در شکل ۲ نشان داده شده است. لازم به ذکر است که طبق پروتکل ثبت سوژه‌ها مجاز به استفاده از موشواره و تصحیح خطاهای احتمالی حین تایپ نبوده‌اند. همچنین در انتخاب



شکل ۲- برچسب زنی سیگنال SEMG حین ثبت به دو وضعیت خسته و غیرخسته بنا بر اظهارات سوژه‌ها

پردازش قرار گرفته است. ویژگی‌های استخراجی در ادامه معرفی شده‌اند. کلیه پردازش‌های مربوط به استخراج ویژگی و طبقه‌بندی در نرم افزار MATLAB R2010a و تحلیل-های آماری با استفاده از نرم افزار SPSS (نسخه ۱۵) صورت پذیرفته است.

ویژگی‌های استخراج شده در حوزه زمان، RMS^1 و در حوزه فرکانس، فرکانس میانه^۲ می‌باشد. همچنین در حوزه زمان فرکانس از ضرایب ویولت با سطوح تجزیه متفاوت استفاده شده که در ذیل به این ویژگی‌ها پرداخته شده است.

RMS: مقدار RMS سیگنال EMG در رابطه با واحدهای حرکتی فیبرهای عضلانی، نشان‌دهنده و منعکس‌کننده فرکانس آتش واحد حرکتی، مدت زمان و سرعت انتشار این سیگنال است [۹]. افزایش مقدار این ویژگی می‌تواند نشان‌دهنده به کارگیری تعداد فیبرهای

۳-۲ پردازش سیگنال‌های ثبت شده و استخراج ویژگی

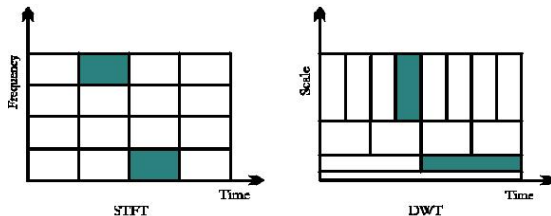
قبل از انجام پردازش‌های مربوط به استخراج ویژگی، روی سیگنال ثبت شده پیش‌پردازش انجام شده است. به منظور پوشش محدوده فرکانسی سیگنال SEMG، فیلتر پائین‌گذر با فرکانس قطع ۵۰۰ هرتز و فیلتر بالاگذر با فرکانس قطع ۱۰ هرتز اعمال گردید. همچنین به منظور حذف نویز تداخلی برق شهر از یک فیلتر Notch با فرکانس ۵۰ هرتز استفاده شد. سیگنال‌های ثبت شده از سوژه‌ها به بازه‌های یک ثانیه‌ای (یک epoch) تقسیم و در هر بازه استخراج ویژگی انجام شد و سپس میانگین‌گیری روی هر پنج epoch صورت پذیرفت. به منظور ارزیابی خستگی عضلانی در این تحقیق، به استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال SEMG که منعکس کننده خستگی عضلانی هستند، پرداخته شده است. برای این منظور، سیگنال ثبت شده در حوزه‌های زمان و فرکانس مورد

¹ Root Mean Square

² Median Frequency

f_2 به ترتیب ۱۰ و ۵۰۰ هرتز می باشد که معرف پهنای باند سیگنال SEMG است

ضرایب ویولت: برای نمایش مفیدتر و بهتر از سیگنال، نمایش هم‌زمان در دو بعد زمان و فرکانس مطرح شده است. تحلیل زمان-فرکانس در مورد سیگنال‌های غیر ایستان نظیر SEMG مهم‌تر جلوه می‌کند، زیرا بخش‌های مختلف سیگنال محتوای فرکانسی متفاوتی دارند. با توجه به سیگنال SEMG که دارای مولفه‌های گذرای غیر ایستان است، تبدیل ویولت قادر است تا به خوبی خواص آن را در حوزه زمان-فرکانس نشان دهد [۱۱]. در تبدیل ویولت گسسته^۴ برخلاف تبدیل فوریه زمان کوتاه ۵ از پنجره‌های با طول متغیر استفاده می‌شود که برای فرکانس‌های بالا از پنجره با عرض کم و برای فرکانس‌های پائین از پنجره بزرگ استفاده می‌شود که در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- مقایسه رزولوشن زمانی-فرکانسی در تبدیل ویولت گسسته و تبدیل فوریه زمان کوتاه

برای تجزیه سیگنال ثبت شده، از تابع مادر db5 استفاده و با توجه به پهنای باند سیگنال، تجزیه آن به ۱۰ سطح انجام شد. ویژگی استخراج شده از ضرایب جزئیات ویولت (WIR^۶) در رابطه (۳) معرفی شده است.

$$WIR = \frac{\int_{f_1}^{f_2} f^{-1} D_{\max}(f) df}{\int_{f_1}^{f_2} f^5 D_1(f) df} \quad (3)$$

در رابطه (۳)، $D_1(f)$ و $D_{\max}(f)$ به ترتیب، طیف توان در سطوح تجزیه ماکزیم انرژی و یک تبدیل ویولت گسسته (با استفاده از تابع ویولت db5) هستند که با استفاده از

عضلانی بیشتر برای یک نیروی خارجی باشد و شاخصی از پیشرفت خستگی است. این ویژگی از رابطه (۱) محاسبه شده است.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=t-N+1}^t x_i^2} \quad (1)$$

در رابطه (۱)، N تعداد نمونه‌ها در هر پنجره زمانی، t لحظه‌ای است که در آن بازه زمانی آغاز می‌شود و x_i سیگنال SEMG در حوزه زمان است. در محاسبه مقدار RMS ثابت زمانی (طول پنجره) حائز اهمیت است. طول پنجره باید متناسب با ماهیت فعالیت مورد بررسی باشد، به این معنی که باید برای حرکات کند طولانی و برای حرکات سریع کوتاه باشد. در این تحقیق با توجه به ماهیت سیگنال SEMG و عمل تایپ، طول پنجره زمانی یک ثانیه در نظر گرفته شده است.

فرکانس میانه (F_{med}): روش‌های مختلفی برای تخمین طیف توان^۱ از روی داده‌ها ابداع شده است. در این تحقیق از الگوریتم Welch و از پنجره Hamming برای محاسبه تبدیل فوریه^۲ (FFT) استفاده و از طیف توان سیگنال ویژگی فرکانس میانه استخراج شده است. این ویژگی شاخصی از جابه‌جایی و انتقال طیف فرکانسی است و از رابطه (۲) محاسبه می‌شود. خستگی عضلانی موجب کاهش سرعت انتشار فیبر عضلانی و انتقال طیف توان به سمت چپ می‌شود [۱۰] و این ویژگی می‌تواند به عنوان شاخصی از خستگی عضلانی در نظر گرفته شود.

$$\int_{f_1}^{F_{med}} PSD(f) df = \int_{F_{med}}^{f_2} PSD(f) df = \frac{\int_{f_1}^{f_2} PSD(f) df}{2} \quad (2)$$

در رابطه (۲) PSD ^۳ چگالی طیف توان سیگنال SEMG است که با استفاده از تبدیل فوریه محاسبه می‌شود. f_1 و

⁴ Discrete Wavelet Transform (DWT)

⁵ Short Time Fourier Time (STFT)

⁶ Wavelet Index Ratio

¹ Power Spectrum Estimation

² Fast Fourier Transform

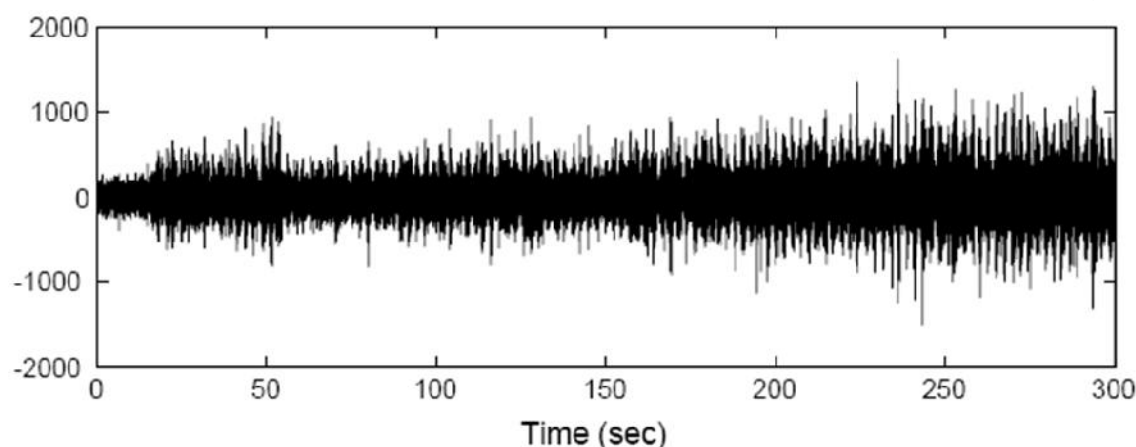
³ Power Spectrum Density

این منظور جهت تفکیک و برجسب زنی داده‌های وضعیت غیرخسته (که در شکل ۱ نشان داده شد)، به دو وضعیت غیر خسته و گذر به خستگی (شکل ۴) از الگوریتم خوشه بندی K-Means استفاده شد که در ادامه تشریح گردیده است. با تشخیص مرحله گذر به خستگی سیستم توانایی پیش‌بینی خستگی را خواهد داشت.

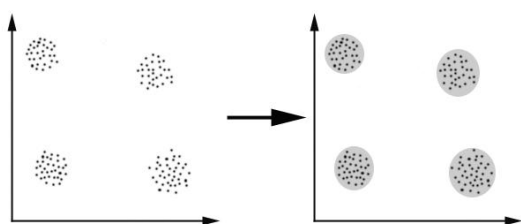
تبدیل فوریه محاسبه شده‌اند. f_1 و f_2 به ترتیب برابر با ۱۰ و ۵۰۰ هرتز می‌باشند. در این تحقیق در سطح تجزیه ۴ ماکزیم انرژی را داشته‌ایم.

۲-۴ پیش‌بینی خستگی عضلانی

با توجه به اهمیت تشخیص زودرس خستگی به منظور جلوگیری از بروز آسیب‌های عضلانی حین فعالیت‌های یکنواخت و طولانی مدت نظیر تایپ، در این تحقیق وضعیتی را به عنوان گذر به خستگی در نظر گرفتیم تا سیستم بتواند قابلیت پیش‌بینی خستگی را داشته باشد. برای



شکل ۴- نحوه برجسب زنی سیگنال SEMG برای تفکیک ۲ کلاس غیر خسته، گذر به خستگی و خسته



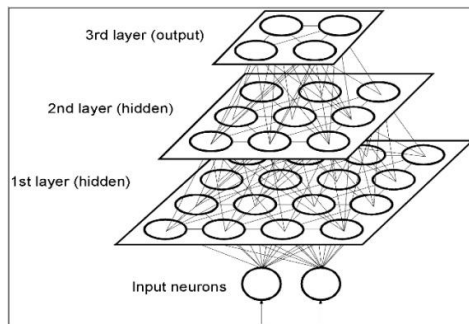
شکل ۵- نمونه‌ای از اعمال خوشه‌بندی روی یک مجموعه از داده‌ها از معیار فاصله (Distance) به عنوان عدم شباهت (Dissimilarity) بین داده‌ها استفاده شده است.

در یادگیری بدون سرپرست هیچ اطلاعاتی بجز داده‌های آموزشی در اختیار یادگیرنده قرار ندارد و این یادگیرنده است که بایستی در داده‌ها به دنبال ساختاری خاص بگردد. روش‌ها و الگوریتم‌های مختلفی برای خوشه‌بندی وجود دارد که در این تحقیق از الگوریتم K-Means استفاده شده است. این

خوشه‌بندی را می‌توان به عنوان مهم‌ترین مسئله در روش-های یادگیری بدون سرپرست^۱ در نظر گرفت. خوشه‌بندی با یافتن یک ساختار درون یک مجموعه از داده‌های بدون برجسب درگیر است. خوشه به مجموعه‌ای از داده‌ها گفته می‌شود که به هم شباهت داشته باشند. در خوشه‌بندی سعی می‌شود تا داده‌ها به خوشه‌هایی تقسیم شوند که شباهت بین داده‌های درون هر خوشه حداکثر و شباهت بین داده‌های درون خوشه‌های متفاوت حداقل شود. این مفهوم در شکل ۵ نشان داده شده است.

¹ Unsupervised Learning

به منظور تشخیص و پیش‌بینی خودکار خستگی عضلانی و طبقه‌بندی سیگنال‌های ثبت شده استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از انواع سیستم‌های دینامیکی هوشمند می‌باشند. این سیستم‌ها مبتنی بر داده‌های تجربی بوده و با محاسبات روی داده‌ها قوانین کلی را فرا می‌گیرند و در واقع سعی در مدل‌سازی ساختار مغز بشر دارند. پیاده‌سازی ویژگی‌های مغز بشر در یک سیستم مصنوعی از توسعه کوچکترین عنصر اصلی ساختاری مغز به نام نرون آغاز می‌شود. یک نرون مصنوعی کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است، که اساس عملکرد شبکه عصبی را تشکیل می‌دهد. تاکنون مدل‌های ریاضی مختلفی برای نرون ارائه شده، که در نتیجه از اجتماع آنها شبکه‌های عصبی مختلفی نیز ساخته شده است. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی MLP استفاده شده که جزء شبکه‌های عصبی پیش‌خور^۲ طبقه‌بندی می‌شوند. به طور معمول شبکه‌های عصبی MLP از ۳ لایه تشکیل می‌شوند: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی. برای تابع فعال‌ساز شبکه نیز معمولاً از توابع غیر خطی استفاده می‌شود. ساختار یک شبکه عصبی MLP در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶- یک نمونه شبکه عصبی MLP با دو لایه پنهان

مشخصات شبکه عصبی MLP استفاده شده در این تحقیق در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲- مشخصات شبکه عصبی استفاده شده

نوع شبکه عصبی	الگوریتم آموزش شبکه	تعداد لایه‌های پنهان	تابع انتقال در لایه مخفی و خروجی	تعداد نرون‌های ورودی	تعداد نرون‌های خروجی
Feed forward MLP	scaled conjugate gradient (traincsg) backpropagation	۱	Sigmoid	۳	۳

الگوریتم دارای روالی تکراری است که برای تعدادی ثابت از خوشه‌ها سعی در تخمین موارد زیر دارد: بدست آوردن نقاطی به عنوان مراکز خوشه‌ها- این نقاط در واقع همان میانگین نقاط متعلق به هر خوشه هستند. نسبت دادن هر نمونه داده به یک خوشه که آن داده کمترین فاصله تا مرکز آن خوشه را دارا باشد. در نوع ساده‌ای از این روش ابتدا به تعداد خوشه‌های مورد نیاز نقاطی به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. سپس داده‌ها با توجه با میزان نزدیکی (شبهت) به یکی از این خوشه‌ها نسبت داده می‌شوند و بدین ترتیب خوشه‌های جدیدی حاصل می‌شود. با تکرار همین روال می‌توان در هر تکرار با میانگین‌گیری از داده‌ها مراکز جدیدی برای آنها محاسبه کرد و مجدداً داده‌ها را به خوشه‌های جدید نسبت داد. این روند تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که دیگر تغییری در داده‌ها حاصل نشود.

۲-۵ استفاده از روش‌های هوشمند برای طبقه‌بندی سیگنال‌های SEMG

هدف نهایی در هر مساله شناسایی الگو تفکیک مجموعه‌ای از نمونه‌ها به دو یا چند کلاس یا وضعیت مختلف است. در این تحقیق نیز هدف تفکیک سیگنال‌های الکترومایوگرافی سطحی (SEMG) و فعالیت عضلانی حین تایپ به کلاس‌های غیرخسته، گذر به خستگی و خسته می‌باشد. در روش‌های آموزش با سرپرست^۱ از یک مجموعه داده برچسب‌گذاری شده به عنوان مجموعه آموزشی برای تنظیم پارامترهای طبقه‌بندی کننده استفاده می‌شود. به عبارت دیگر ابزار طبقه‌بندی کننده فضای ورودی و خروجی مساله و ارتباط بین آنها را از روی یک مجموعه داده آموزشی فرا می‌گیرد. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی مصنوعی MLP به عنوان یک روش هوشمند

۳- نتایج

نتایج حاصل از طبقه‌بندی فعالیت عضلانی حین تایپ، تشخیص و پیش‌بینی خستگی با استفاده از شبکه عصبی MLP در جدول ۴ به تفکیک داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمون آورده شده است.

جدول ۳- تفکیک مجموعه داده به داده آموزش، ارزیابی و آزمون

داده	داده ارزیابی	داده آموزش	نوع داده
۱۵	۱۵	۷۰	میزان تفکیک
درصد (از کل مجموعه داده)			

به منظور آموزش، ارزیابی و آزمون شبکه عصبی، کل داده‌ها به سه دسته (آموزش، ارزیابی و آزمون) تقسیم شده‌اند که نحوه تقسیم‌بندی آنها در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۴- درصد تفکیک سه کلاس غیرخسته، گذر به خستگی و خسته به تفکیک داده‌ها- پس از ۱۰ بار اجرای شبکه عصبی

نوع داده	داده آموزش	داده ارزیابی	داده آزمون	کل داده
میزان تفکیک	۸۱/۲۹ ± ۱/۱۹	۸۰/۰۴ ± ۲/۰۸	۷۹/۳۹ ± ۱/۹۲	۸۰/۷۹ ± ۱/۰۴

بندی‌کننده، ROC مقدار آستانه بین ۰ تا ۱ را به خروجی اعمال می‌کند. برای هر مقدار آستانه میزان مثبت حقیقی و میزان مثبت کاذب محاسبه و منحنی رسم می‌گردد. هرچه منحنی ROC از خط قطری دورتر و مساحت زیر منحنی به یک نزدیکتر باشد، کارایی طبقه‌بندی کننده بیشتر خواهد بود. این منحنی برای شبکه عصبی استفاده شده به تفکیک داده‌های آموزش، آزمون، ارزیابی و به صورت کلی نیز در شکل ۶ آورده شده است. همچنین مساحت زیر منحنی برای هر یک از کلاس‌های شبکه عصبی نیز در جدول ۷ آورده شده است.

نتایج مربوط به تشخیص صحیح و اشتباه هر کلاس (آزمون تشخیصی) نیز در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵- درصد تفکیک سه کلاس غیرخسته، گذر به خستگی و برای کل داده‌ها

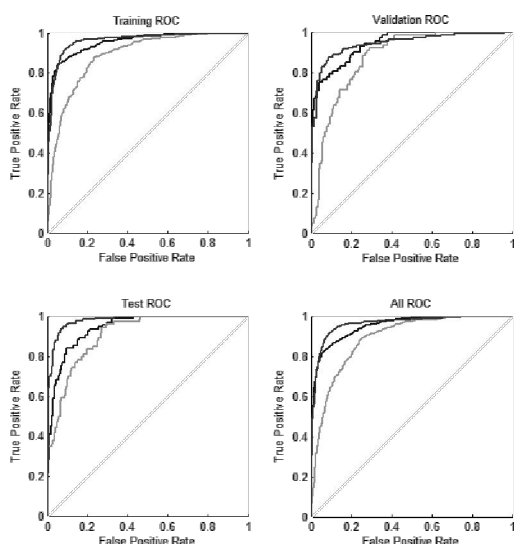
کلاس ۱ (غیر خسته)	کلاس ۲ (گذر به خستگی)	کلاس ۳ (خسته)
کلاس ۱ (غیرخسته)	۱۵/۲۵	۳/۲۵
کلاس ۲ (گذر به خستگی)	۱۸/۳۶	۶۲/۵
کلاس ۳ (خسته)	۲/۷۹	۳/۹۱

به منظور ارزیابی کارایی شبکه عصبی استفاده شده، داده‌های آموزش و آزمون از افراد متفاوت به شبکه عصبی داده شد که از داده‌های مربوط به ۸ نفر از سوژه‌ها برای آموزش شبکه و از داده‌های یک نفر برای آزمون آن استفاده گردید که نتایج آن در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ۶- نتایج حاصل از آموزش و آزمون شبکه عصبی با داده‌های متفاوت

مقارن	شرایط
صحت تفکیک کلی (۳ کلاس)	آموزش شبکه با داده‌های مربوط به هشت سوژه
	۸۴/۹٪
	آموزش شبکه با داده‌های یک سوژه
	۷۵/۶٪

همچنین به منظور ارزیابی کیفیت طبقه‌بندی کننده از منحنی ROC^۱ استفاده شده است. برای هر کلاس طبقه



شکل ۷- منحنی ROC برای تفکیک ۳ کلاس غیرخسته، گذر به خستگی و خسته

^۱-Receiver Operating Characteristic

ابتکاری از الگوریتم K-Means برای تشخیص وضعیت گذر به خستگی استفاده گردید. با توجه به فرایند تدریجی و پیوسته خستگی از ابتدای انقباض، مرحله گذر به خستگی به مراحل خسته و غیرخسته شبیه است. با توجه به پیوستگی مرحله گذر به خستگی و اینکه تعداد داده در این وضعیت نسبت به دو وضعیت دیگر کمتر است و شباهت داده‌های این مرحله به مراحل مجاور آن (خسته و غیرخسته)، نتایج تفکیک صحیح این مرحله نسبت به دو مرحله دیگر کمتر خواهد بود. امکان بهبود نتایج این مرحله با استفاده از ویژگی‌های دیگر قابل بررسی است، اما با توجه به دلایل ذکر شده، می‌توان ادعا نمود که تفکیک این مرحله نسبت به دو مرحله دیگر با درصد صحت کمتری خواهد بود. درصد تفکیک کلی سه وضعیت غیرخسته، گذر به خستگی و خسته از یکدیگر 80.79% می‌باشد. نتایج جدول ۶ نشان می‌دهد که شبکه عصبی در تفکیک ۳ کلاس تقریباً مستقل از فرد عمل نموده است. علاوه بر این مساحت زیر منحنی‌های ROC (جدول و شکل ۷) نشان‌دهنده پایداری نتایج طبقه‌بندی کننده نسبت به تغییراتی است که می‌تواند موثر بر سیستم باشد. با توجه به اینکه ثبت سیگنال در این تحقیق در شرایط نزدیک به واقعی صورت پذیرفته است، نتایج آن قابل تعمیم به سایر فعالیت‌های مشابه می‌باشد. تشخیص و پیش‌بینی خودکار خستگی عضلانی کاربردهای گسترده‌ای در مهندسی توان‌بخشی، مهندسی ورزش، مهندسی فاکتورهای انسانی (ارگونومی) و طراحی تجهیزات هشدار دهنده نظیر سیستم‌های بیوفیدبک به منظور پیش‌بینی خستگی عضلانی و جلوگیری از بروز آسیب‌های اسکلتی-عضلانی حین فعالیت‌های مختلف دارد.

۵- تشکر و قدردانی

از مسئولین محترم آزمایشگاه تخصصی مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد جهت در اختیار قرار دادن امکانات و تجهیزات لازم و از دانشجویان شرکت کننده در ثبت سیگنال تشکر می‌نماییم.

جدول ۷- مساحت زیر منحنی ROC به تفکیک ۳ کلاس پس از بار ۱۰

اجرای شبکه عصبی		
کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳
(غیر خسته)	(گذر به خستگی)	(خسته)
0.94 ± 0.009	0.87 ± 0.01	0.96 ± 0.004

۴- بحث و نتیجه گیری

با توجه به گسترش استفاده از رایانه در محیط‌های کاری و زندگی روزمره، علیرغم مزایای فراوان این فناوری، شیوع بیماری‌ها و اختلالات اسکلتی-عضلانی روند رو به گسترشی را دنبال می‌کند و خستگی عضلانی به عنوان شاخصی از احتمال پیشرفت آسیب‌های تکراری ناشی از کار مطرح است. هدف از انجام این تحقیق طراحی و ارائه سیستمی بوده است که از طریق آن بتوان با استفاده از سیگنال‌های SEMG، خستگی عضلانی حین تایپ را تشخیص و پیش‌بینی نمود. با توجه به پیچیدگی سیگنال EMG حین فعالیت‌های دینامیک، اکثر تحقیقاتی که تاکنون در زمینه کمی‌سازی خستگی انجام شده مبتنی بر انقباضات ایزومتریک و فعالیت‌های استاتیک بوده و بررسی فعالیت‌های دینامیک به جنبه‌های پزشکی و مطالعات مربوط به بیماران محدود شده است. در این تحقیق خستگی عضلانی حین یک فعالیت دینامیک با تمام پیچیدگی‌های سیگنال‌های EMG طی چنین انقباضاتی مورد بررسی و کمی‌سازی قرار گرفت. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که با استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال‌های ثبت شده مرتبط با خستگی عضلانی، شبکه عصبی MLP دو وضعیت غیرخسته و خسته را با درصد صحت بسیار خوبی تفکیک نموده است. در تحقیقات قبلی که اکثر آنها روی انقباضات کوتاه مدت استاتیک متمرکز بوده‌اند برای پیش‌بینی خستگی عضلانی معمولاً از ابزارهای کمکی (به عنوان مثال سیگنال‌های مکانیکی نظیر لرزش عضلات یا تغییر زاویه) برای تشخیص این وضعیت استفاده شده است که معمولاً هم با ایجاد محدودیت‌های زیاد برای سوژه‌ها همراه بوده است. اما در تحقیق پیش رو با توجه به اینکه هدف ایجاد شرایط واقعی از یک فعالیت بوده است سعی گردید که با کمترین محدودیت‌ها همراه باشد. به همین علت به عنوان یک روش

منابع

1. Village J, Rempel D, Teschke K. Musculoskeletal disorders of the upper extremity associated with computer work: A systematic review. *Occup Ergon*. 2005;5(4):205-18.
2. Kahan NJ, Aratow Mike, Knapp RB, "Outcomes of mouse-keyboard training", *Occupational Medicine*, 2004;10(16):1-3.
3. Cheung JP, Fung B, Ip WY, Chow SP. Occupational repetitive strain injuries in Hong Kong. *Hong Kong Med J*. 2008 Aug;14(4):296-302.
4. Lin MI, Liang HW, Lin KH, Hwang YH. Electromyographical assessment on muscular fatigue: an elaboration upon repetitive typing activity. *J Electromyogr Kinesiol*. 2004 Dec;14(6):661-9.
5. Al-Mulla MR, Sepulveda F, Colley M. Statistical Class Separation using SEMG Features Towards Automated Muscle Fatigue Detection and Prediction. *Proceeding of the 2th International Congress on Image and Signal Processing*; 2009 Oct; Tianjin, China; 2009.P. 4469-73.
6. Moshou D, Hostens I, Papaioannou G, Ramon H. Dynamic muscle fatigue detection using self-organizing maps. *Appl Soft Comput*. 2005;5(4):391-8.
7. Oskoei MA, Hu H, Gan JQ. Manifestation of Fatigue in Myoelectric Signals of Dynamic Contractions Produced During Playing PC Games. *Proceeding of the 30th Annual International IEEE EMBS Conference*; 2008 Aug 20-24; Vancouver, British Columbia.
8. Ressler B. Biomechanics and ergonomics. *Ergonomics*. 2008;5:25-32.
9. Merletti R, Rainoldi A, Farina D. Myoelectric Manifestation of Muscle Fatigue. In: Merletti R, Parker P. *Electromyography, Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*. New Jersey: John Wiley & Sons;2004.233-53.
10. Pauk J. Different techniques for EMG signal processing. *Vibromechanika J Vibroengineering*. 2008 Dec;10(4):571-6.
11. González-Izal M, Rodríguez-Carreño I, Mallor-Giménez F, Malanda A, Izquierdo M, "New Wavelet Indices to Assess Muscle Fatigue during Dynamic Contractions", *World Academy of Science Engineering and Technology*, 2009, vol. 55, 480-485.