

تفکیک حرکات دست با استفاده از سیگنال الکترومایوگرافی تک کاناله عضله منتخب ساعد

آیلا احمدی^۱، کیمیا طالاری^۲، غزال هزاوه نژاد^۳، علیرضا حاتمی راد^۴، بابک رضایی افشار^۵

^۱ گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی مهندسی، واحد تهران شرق، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران

aylaahmadibme@gmail.com

^۲ گروه مهندسی پزشکی، دانشکده علوم و فناوری های پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران

kimiiatalari@gmail.com

^۳ گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی مهندسی، واحد تهران شرق، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران

ghazalhezavehnezhad@gmail.com

^۴ گروه مهندسی پزشکی، دانشکده علوم و فناوری های پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران

alirezahatami.bme@gmail.com

^۵ دکتری مهندسی پزشکی، گروه ارتز و پروتز، دانشکده توانبخشی دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران

babak.rezaee@srbiau.ac.ir

چکیده

در این مطالعه، که به منظور تفکیک حرکات دست توسط سیگنال‌های بیولوژیک صورت گرفته، الکترومایوگرافی سطحی تک کاناله از ناحیه عضله فلکسور کارپی اولناریس ساعد در ۱۳ نفر خانم داوطلب، درحالی که پنج حرکت مختلف دست را به تعداد ۲۱ بار تکرار انجام می‌دادند، گرفته شد. سیگنال‌های sEMG اخذ شده در فواصل ۱۰ ثانیه‌ای در هر حرکت پنجره‌گذاری شدند، فیلتر باترورث و اصلاح خط مبنا اعمال گردیده و نهایتاً پس از استخراج ۱۶ ویژگی حوزه زمان، فرکانس و ویژگی‌های غیرخطی از سیگنال، نتایج به شبکه عصبی مصنوعی جهت طبقه‌بندی اعمال شدند. طبقه‌بندی کننده‌ی مذکور، با ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵ و ۳۰ لایه‌ی پنهان اجرا شد و حداکثر صحت میانگین ۹۹.۸۳٪ در ۲۵ و ۳۰ لایه بدست آمد. این مطالعه می‌تواند در راستای کنترل دست‌های مایوالکترونیک، اسکلت خارجی بدن و همچنین ربات‌های جراح کاربرد داشته باشد.

واژه‌های کلیدی

الکترومایوگرافی، شبکه عصبی مصنوعی، دست مصنوعی، فلکسور کارپی اولناریس، باترورث

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senacnf.ir

۱.۱. مقدمه

الکترومایوگرافی (EMG)^۱ یک سیگنال زیستی غیرثابت براساس اندازه‌گیری فعالیت الکتریکی ماهیچه‌ها است [۱]. یک بایوسینگنال (سیگنال زیستی)، به هر سیگنال در یک موجود زنده اشاره دارد که می‌تواند به طور مکرر اندازه‌گیری و نظارت شود [۲]. سیستم عصبی مسئول کنترل حرکت عضله می‌باشد که شامل انقباض و استراحت سیگنال‌های عضلانی بدست آمده از ماهیچه‌ها است، که با استفاده از بایوسنسورها قابل تشخیص هستند [۲]. ویژگی‌های انواع حرکات دست در نتیجه‌ی انقباض عضلانی را، می‌توان از سیگنال EMG که مظهر پتانسیل الکتریکی وابسته به متغیر زمان است، بدست آورد [۳]. EMG در تشخیص بالینی استفاده شده و منبع کنترلی برای وسایل کمکی و تحریک الکتریکی، با عملکردی اساسی است [۴].

سیگنال EMG در بسیاری از زمینه‌ها برای مثال تشخیص بیماری‌های عصبی-عضلانی، تعاملات انسان-کامپیوتر، بازی‌های کنسول، تشخیص زبان اشاره، کاربردهای واقعیت مجازی مثل کنترل اشیاء مجازی، کنترل پروتز اندام‌های فوقانی و ارتزرها، دست مصنوعی، ربات اسکلت خارجی، صندلی‌های چرخدار الکتریکی و کاربردهای فراوان دیگر در حوزه مهندسی زیست‌پزشکی و توانبخشی و... به کار می‌رود [۳-۱].

مطابق اعلام سازمان بهداشت جهانی (WHO)^۲، آمار سکتة مغزی در سال ۲۰۱۵ نگران‌کننده بوده و موجب ۶.۲۴ میلیون مرگ در جهان شده است. اکثر این افراد با ناتوانی‌های طولانی مدت در اندام فوقانی مواجه بوده‌اند. بنابراین، توانبخشی به طور گسترده‌ای برای بیماران سکتة مغزی به منظور بازیابی توانایی‌های اندام خود مورد نیاز است [۵]. تحلیل سیگنال EMG در برآورد حرکات اسکلت خارجی بدن مورد استفاده در پروسه توانبخشی افراد قطع عضو، تخمین حرکات اسکلت خارجی دست طراحی شده برای افرادی که با مواد شیمیایی خطرناک در آزمایشگاه‌ها کار می‌کنند و مطالعات اسکلت بیرونی برای استفاده نظامی، حائز اهمیت است [۱].

در ثبت سیگنال‌های پزشکی EMG، می‌توانیم از دو روش الکترومایوگرافی سطحی (sEMG)^۳ و الکترومایوگرافی سوزنی (nEMG)^۴ استفاده نماییم. nEMG تکنیک تهاجمی ثبت، تجزیه و تحلیل سیگنال‌های الکتریکی مشتق شده از فیبرهای عضلانی منفرد واحدهای حرکتی، در حالت استراحت و در حین انقباض ارادی، با استفاده از یک الکتروود ثبت سوزنی وارد شده به عضله است [۶]. sEMG یک سیگنال بیوالکتریکی است، که هنگام ثبت فعالیت‌های الکتریکی عصبی و عضلانی، از سطح اسکلت‌های انسان، با استفاده از قطب‌هایی که می‌تواند وضعیت عملکردی اعصاب و ماهیچه‌ها را در حالت غیرتهاجمی به صورت بلادرنگ منعکس کند، منتشر می‌شود [۷، ۸] و به علت ماهیت تصادفی آن، برای استخراج ویژگی‌های ذاتی از فیبرهای عضلانی منفرد مناسب نیست [۳، ۴، ۹].

در چندین مقاله، ثبت الکترومایوگرام سطحی از عضلات یک اندام باقی‌مانده پیشنهاد شده و به‌عنوان سیگنالی برای کنترل پروتزهای مایوالکتریک موتوردار و سایر ربات‌های توانبخشی به دلیل ماهیت غیرتهاجمی آن‌ها استفاده شده است [۱۰]. افراد قطع عضو شده ترانس شعاعی (Transradial)، نسبتاً دارای طولانی‌ترین ساعد باقی‌مانده هستند. بنابراین عضلات باقی‌مانده افراد قطع عضو ترانس شعاعی می‌توانند، اطلاعات الکترومایوگرافی سطحی بیشتر و قوی‌تری را در رابطه با حرکات بازو در مقایسه با افراد قطع عضو ترانس هومورال (Transhumeral) ارائه دهند، که به آن‌ها اجازه می‌دهد طبقه‌بندی‌کننده حرکت، نمونه‌ها را برای سوژه‌های ترانس شعاعی به درستی شناسایی کند [۱۰]. حرکات دست، ناشی از انقباض عضلات در بخش ساعد است. سیگنال‌های sEMG که از افراد سالم به دست می‌آیند را، می‌توان شبیه‌سازی برای سیگنال‌های فرمان فرد قطع عضو که از شانه امتداد می‌یابد و برای حرکات مختلف دست در نظر گرفته شده است، لحاظ نمود. علاوه بر این، همان‌طور که اغلب توسط متخصصان توانبخشی توصیه می‌شود، حتی در مورد افراد قطع عضو، در صورت امکان، باید از سیگنال‌های EMG دست سالم فرد برای اهداف ارزیابی اولیه استفاده کرد [۴].

در این مقاله، از سیگنال‌های sEMG در تشخیص حرکات دست استفاده می‌شوند. انواع مختلف انقباض عضلانی می‌تواند باعث تغییر سیگنال‌های EMG شده و عملکرد طبقه‌بندی را تحت تاثیر قرار دهد [۲]. در واقع هر حرکت دارای یک امضای خاص است، که می‌تواند با

^۱ Electromyography

^۲ World Health Organization

^۳ Surface electromyography

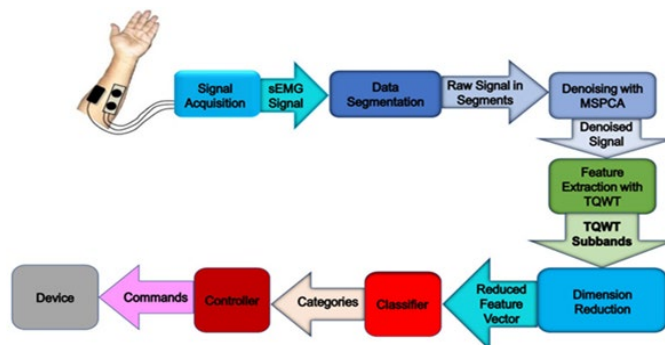
^۴ Needle electromyography

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

بهره‌برداری از سیگنال‌های EMG شناسایی شود [۹]. در این مقاله به بررسی ۵ حرکت متفاوت دست که شامل استراحت (Rest)، مشت (Close fist)، شست به سمت بالا (Like)، مچ خم به طرف بالا (Extention)، مچ خم به طرف پایین (Flexion) است، می‌پردازیم. به طور کلی، چارچوب سیستم کنترل مبتنی بر sEMG به چهار مرحله اصلی تقسیم می‌شود: (۱) جمع‌آوری داده، تقسیم‌بندی داده‌ها (پنجره‌گذاری) و حذف نویز، (۲) استخراج ویژگی/کاهش ابعاد، (۳) طبقه‌بندی و (۴) کنترل‌کننده (شکل ۱). ابتدا، سیگنال‌های sEMG از ماهیچه‌های انسان جمع‌آوری می‌شوند و سپس برای از بین بردن آرتیفکت‌ها، نویززدایی می‌گردند. در مرحله دوم، سیگنال جمع‌آوری شده از مرحله قبل، به یک بردار ویژگی تبدیل می‌شود و کاهش ابعاد برای حذف اطلاعات اضافی از ویژگی بردار اعمال می‌گردد. مرحله سوم طبقه‌بندی است. در این مرحله، کلاس‌ها از بردار ویژگی کاهش‌یافته به کمک تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین، شناسایی می‌شوند. مرحله آخر، کنترل‌کننده‌ای است که تصمیمات گرفته‌شده از مرحله طبقه‌بندی را، به عنوان دستورات کنترلی تفسیر می‌نماید [۱۱].



شکل ۱. چارچوب کلی سیستم شناسایی حرکات مختلف دست [11]

دقت طبقه‌بندی حرکت را می‌توان با استفاده از سیگنال‌های sEMG چندکاناله افزایش داد. در این حالت، پیچیدگی سیستم نیز افزایش می‌یابد، چراکه باید مجموعه داده‌های بیشتری را مدیریت کند. ما در این مقاله برای غلبه بر محدودیت‌های سیستم‌های sEMG چندکاناله، از سیستم‌های تک‌کاناله استفاده کرده‌ایم [۹].

نویز می‌تواند به طور جدی دقت سیستم را کاهش دهد. نویزها می‌تواند ناشی از نویز الکترودها، آرتیفکت کابل و الکترودها، تداخل خطوط برق، نویز حرارتی ناشی از سیستم‌های تقویت الکترونیکی، تداخل ایجاد شده توسط قلب و سیستم عصبی، تاثیر عضلات اطراف و... باشند. برای کاهش یا حذف این نویزها می‌توان از تکنیک‌های پیش‌پردازش مثل EMD، انواع فیلترهای بالاگذر، پایین‌گذر، میان‌گذر و... استفاده کرد [۲، ۳، ۹].

سیگنال sEMG به کمک پنجره‌گذاری، به بخش‌هایی که هر حرکت در آن یافت می‌شود، تقسیم می‌گردد [۱]. استخراج ویژگی روشی برای کسب اطلاعات مفید از sEMG و کاهش اثر آرتیفکت می‌باشد [۵]. استخراج ویژگی‌ها می‌تواند در حوزه ی زمان، فرکانس، زمان-فرکانس (مثل Wavelet) و پارامترهای غیرخطی باشد [۳، ۱۰]. ویژگی‌های مورد بررسی در حوزه زمان عبارتند از: RMS، MAV، SSC، JAV، WL، ZC، AR1، AR2. ویژگی‌های مورد بررسی حوزه فرکانس عبارتند از: DP، meanF، medianF، SM0، SM1، SM2، OHM، SM. ویژگی‌های مورد بررسی در حوزه موجک عبارتند از: RMS، WL، ZC، AR1، AR2، AAC، aav. روش‌های فرکانس-زمانی، مانند تبدیل موجک (WPT) سیگنال را هم در حوزه‌ی زمان و هم در حوزه‌ی فرکانس تجزیه و تحلیل می‌کنند [۲]. تجزیه و تحلیل موجک، مشابه تبدیل فوریه که سیگنال را به امواج سینوسی با فرکانس‌های مختلف تجزیه می‌کند، برای تقسیم سیگنال به نسخه‌های تغییر یافته و مقیاس شده موجک اصلی (یا مادر) استفاده می‌شود. تبدیل موجک گسسته (DWT) ^۶ یک نوع اصلی از ویژگی‌های زمان-فرکانس است. ضرایب موجک می‌تواند مجموعه‌ای از ویژگی‌های بسیار مؤثر را تشکیل دهد، اما یک اشکال اساسی برای DWT فقدان تغییرناپذیری شیفت است. اگر سیگنال مورد تجزیه و تحلیل جابجا شود، ضرایب تبدیل موجک به روش

^۵ Wavelet packet transform

^۶ Discrete wavelet transform

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

پیچیده‌ای متفاوت می‌شوند. این موضوع یک مشکل مهم در کاربردهای تشخیص الگو ارائه می‌کند. برای غلبه بر این مشکل، می‌توانیم از ویژگی‌های تغییر ناپذیر DWT مانند تعداد ZC^y و میزان حداکثر محلی استفاده کنیم [۴].

اساساً، ترکیبی از چهار ویژگی حوزه زمانی مهم $(TD-4)$ یعنی میانگین مقدار مطلق (MAV)، طول شکل موج (WL)، تعداد عبور از صفر (ZC)، و تغییر علامت شیب (SSC) به‌طور گسترده در تحقیقات پروتز مبتنی بر EMG مورد استفاده قرار گرفته‌است [۱۰]. ویژگی‌های حوزه زمان در طول سال‌ها کاربرد وسیعی پیدا کرده‌اند، زیرا به منابع محاسباتی کمی (قدرت پردازش، حافظه و زمان محاسباتی) نیاز دارند که مربوط به این واقعیت است که میکروکنترلرها در دستگاه‌های پروتز اندام فوقانی با منابع محاسباتی محدود تعیین می‌شوند [۱۰]. ویژگی‌های حوزه فرکانس، نشان‌دهنده‌ی چگالی طیف توان سیگنال (PSD) ^۹ بوده و معمولاً برای برآورد خستگی عضلانی و نیروی عضلانی کاربرد دارند [۵].

در زمینه طبقه‌بندی الگوی EMG، نشان داده شده است که دقت طبقه‌بندی عمیق‌تر، در مقایسه میان انتخاب مجموعه ویژگی‌ها و انتخاب طبقه‌بندی‌کننده، بیشتر تحت تاثیر انتخاب مجموعه ویژگی‌ها قرار می‌گیرد. اولین ایده ACO^{10} از رفتار جستجوی مورچه‌های واقعی الهام گرفته شد. مورچه‌ها می‌توانند کوتاه‌ترین مسیر بین منبع غذایی و لانه را با استفاده از مواد شیمیایی به نام فرمون که به دنباله خود را به جا می‌گذارند به جای اطلاعات بصری، بیابند. مورچه‌های مصنوعی هم، از قطعات طبیعی خود تقلید می‌کنند و راه‌حل‌های بهینه را برای مشکلات پیدا می‌کنند. ACO برای انتخاب ویژگی هدف از فضای ویژگی، در صورت امکان با کمترین تعداد ویژگی و به دست آوردن دقت طبقه‌بندی بالا و هزینه محاسباتی کم است. اخیراً، الگوریتم‌های هوش ازدحام مانند بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها (ACO)، توجه زیادی را برای جلوگیری از پیچیدگی بازدارنده به خود جلب کرده‌اند. انتخاب ویژگی با استفاده از ACO را می‌توان در بسیاری از زمینه‌های دیگر نیز یافت. برای مثال، طبقه‌بندی داده‌های پروتئومیکس و پیش‌بینی عملکرد پروتئین در بیوانفورماتیک، طبقه‌بندی مالی شامل ارزیابی ریسک اعتباری و صلاحیت‌های حسابرسی، و طبقه‌بندی متن [۱۲].

نمی‌توان از یک مجموعه ویژگی جامع، برای تحریک کنترل‌کننده دست مصنوعی استفاده کرد، زیرا بار محاسباتی افزایش یافته و ممکن است زمان پاسخ‌دهی هم افزایش یابد. فلذا، برای مرتفع نمودن این مشکل و دستیابی به طبقه‌بندی بهتر، اقدام به کاهش ابعاد ویژگی نموده و صرفاً از ویژگی‌های برجسته و موثر استفاده می‌گردد [۲، ۳].

طبقه‌بندی سیگنال‌های sEMG به منظور تشخیص دقیق حرکات پایه دست، بسیار مهم است [۲]. محققان الگوریتم‌های طبقه‌بندی مختلف را در طول سال‌ها با ویژگی‌های مختلف استخراج‌شده بررسی کردند، که شامل LDA^{11} ، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، k -نزدیک‌ترین همسایه‌ها (KNN)، میانگین فازی حداکثر، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، شبکه‌های مخلوط گاوسی خطی شده (LLGMN)، مدل دن مارکوف، شبکه بیز و پس انتشار در میان چندین مدل دیگر می‌شوند. برخی از این الگوریتم‌ها به دقت بالای ۹۰٪ دست یافتند، اما بیشتر آن‌ها تنها برای طبقه‌بندی چند حرکت مورد استفاده قرار گرفتند. امروزه، علاوه بر تکنیک‌های کلاسیک یادگیری ماشینی، برخی رویکردهای یادگیری عمیق مانند شبکه عصبی کانولوشنال (CNN)، رمزگذارهای خودکار (autoencoders) و ... در بسیاری از کاربردهای سیگنال‌های پزشکی از جمله الکتروکاردیوگرافی (ECG)، الکتروانسفالوگرافی (EEG) و ... استفاده می‌شوند [۱۳].

در مقاله ای در سال ۲۰۲۰، از داده‌های خام بدست آمده توسط دستبند MYO (۸ کانال بافاصله ی مساوی حول ساعد) از ۳۶ نفر برای طبقه‌بندی ۶ حرکت دست استفاده کردند. بین نتایج به دست آمده، عملکرد CNN با دقت ۹۴.۷۷٪ و مدل جنگل تصادفی (RF) با دقت ۹۵.۳۹٪ حائز اهمیت بود [۱]. در مقاله ای در سال ۲۰۲۰، تاثیر فراپارامترهای معماری یادگیری عمیق بر حرکات دست را مورد بررسی قرار داده‌اند. آن‌ها از CNN برای طبقه‌بندی ۱۰ حرکت دست از sEMG ۱۸ نفر استفاده نمودند. نتایج حاصل شده نشان داد که برخی از

Zero crossing ^y

Time domain ^a

Power Spectral Density ^۹

Ant colony optimization ¹⁰

Linear Discriminant Analysis ¹¹

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

حرکات دست مانند خم کردن (extension) و مشت کردن بدون توجه به پیکربندی شبکه، دقت بهتری (۸۲.۶٪ و ۸۳.۷٪) دارند [۱]. در جدول زیر، به چند نمونه از مطالعات گذشتگان اشاره شده است.

جدول ۱. نگاهی بر مطالعات پیشین در حوزه طبقه‌بندی حرکات مختلف دست

مرجع	تعداد نفرات	تعداد کانال‌ها	نوع سیگنال	تعداد حرکات	نوع حذف نویز	نوع ویژگی	نوع پردازش	نتیجه
[۱]	۱۱	۱	SEMG	۴	EMD	زمان - فرکانس - موجک	- ANOVA آنترپوی فازی (ANFIS)	ویژگی ZC درحوزه زمان، میانگین درحوزه فرکانس و WA درحوزه موجک ویژگی‌های برجسته در ANFIS بودند. ANOVA نمایانگر یک رابطه‌ی خطی بین ویژگی‌های برجسته و حرکات دست است.
[۱]	۲۰	۴	SEMG	۷	۵۰۰ گزر میان گزر هر ترو میان نگذر ۵۰ هرتز	زمان - فرکانس (STFT)	CNN (مبتنی بر ResNet)	مدل مبتنی بر CNN دقت تمرین ۱۰۰٪ و دقت آزمون ۹۹.۵۹٪ و F1 score ۹۹.۵۷٪ شد و می‌تواند پیش‌بینی سریع‌تر و قابلیت هماهنگ‌سازی بالاتری را فراهم کند.
[۵]	۱۰	۱	SEMG	۶	فیلتر بالاگذر با فرکانس قطع ۵ هر ترو	زمان - فرکانس (FFT)	تحلیل تفکیک خطی (LDA)	ویژگی‌های FD (۹۱.۲۴٪) به طور قابل توجهی، دقت طبقه‌بندی را در مقایسه با ویژگی‌های TD (۸۷.۱۷٪) افزایش داده است و مناسب برای کنترل سیستم‌ها است.
[۲]	۵	۱	SEMG	۶	MSPCA	زمان - فرکانس (زیرباند‌های WPD)	Forest Rotation	ترکیب MSPCA برای حذف نویز، WPD برای استخراج ویژگی و Forest Rotation برای طبقه‌بندی، بهترین عملکرد با دقت حداکثر ۹۸.۳۳٪ و میانگین دقت ۹۳.۴۴٪، در مقایسه با دیگر طبقه‌بندی‌های درخت تصمیم دارد.
[۹]	۵	۱	SEMG	۶	۱۵ گزر MSPCA - worth Butter - ۵۰۰ واتج تا ۵۰ هرتز	زمان - فرکانس (زیرباند‌های DWT)	Bagging- ANN REP Tree	بهترین دقت طبقه‌بندی کل (۹۸.۸۹٪) با ANN برای یکی از افراد بود. REP Tree سریعترین الگوریتم و نسبت به بقیه با Bagging بهبود طبقه‌بندی بیشتری دارد، دسته‌بندی گروهی، عملکرد طبقه‌بندی‌کننده‌های منفرد، به‌ویژه طبقه‌بندی‌های درخت تصمیم را افزایش می‌دهد.
[۱۰]	۸	۱۶	(HDEMG) SEMG	۷	میان گزر ۱۵ - ۵۰۰ واتج ۵۰ هرتز	زمان	شناسایی الگو (PR) ANN- LDA-	استراتژی کنترلی EMG-PR، می‌تواند دستگاه‌های مصنوعی با درجه آزادی چندگانه را ایجاد کند. ویژگی‌های آماری حوزه زمان (ASM, MSR, ASS) در ANN، می‌توانند به میانگین دقت طبقه‌بندی ۹۲.۰۰ ± ۳.۱۱ برسند که ۶.۴۹٪ بیشتر از ویژگی‌های رایج دامنه زمانی است.
[۴]	۴	۲	SEMG	۶	۵۰۰ - ۲۰ میان گزر واتج ۵۰ هرتز	زمان-زمان و فرکانس ترکیبی	استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)	ANFIS حداکثر دقت شناسایی ۱۰۰٪ و میانگین دقت ۹۲٪ را دارد. سه ویژگی درحوزه زمان (AR, SSC, MAV) و یکی در حوزه زمان-فرکانس (ZC تبدیل موجک) بررسی شده، که ویژگی‌های ترکیبی صحت بالاتری داشتند.
[۱۱]	۸	۵	SEMG	۸	۸ جهت مختلف بازو فیلتر Butter worth میان گزر ۱۰ تا ۵۰۰ هرتز	زمان	- تاثیر طول پنجره - طبقه‌بندی سلسله مراتبی چند جهتی	دقت طبقه‌بندی بالای ۷۰٪ حاصل شد. اندازه پنجره نسبتاً کوتاه (۲۰۰ میلی ثانیه تا ۵۰۰ میلی ثانیه) منجر به تشخیص سریع‌تر فعال‌سازی EMG در مدت کوتاهی پس از شروع EMG، بدون به خطر انداختن دقت طبقه‌بندی می‌شود.

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

[۱۲]	۱۰	۴	۸	۸	فیلتر آنالوگ میان گذر تا ۵۰ هرتز	شبکه عصبی پس انتشار ۳ لایه (BPNN)	یک طرح انتخاب ویژگی مبتنی بر ACO، با استفاده از اطلاعات اندازه گیری شده توسط معیار حداقل افزونگی حداکثر ربط (ACO-mRMR) پیشنهاد شد. میانگین دقت طبقه بندی استفاده از ACO باعث کاهش ویژگی های TD و WT، به ترتیب ۹۵.۴۵۷۲٪ و ۹۶.۰۸۷۳٪ می شود.
[۱۳]	۴۳ (در دو مجموعه)	۱۲ - SEMG ترکیبی	۱۲ - SEMG ترکیبی	۱۷ حرکت - ۱۱ حرکت	SEMG(10-500Hz), NEMG(0.1-4,4KHz) + Butter worth	زمان - فرکانس - زمان و فرکانس ترکیبی	برای مجموعه داده ۱، میانگین دقت طبقه بندی LDA حاصل شده ۸۵.۴۱٪ بود در حالی که ANN، ۹۱.۱۴٪ دقت را نشان داد. به طور مشابه، برای مجموعه داده ۲، میانگین دقت طبقه بندی با LDA ۹۳.۵۴٪ بود در حالی که با ANN، ۹۷.۶۹٪ بود. EMG ترکیبی دقت بالاتری را در مقایسه با SEMG نشان می دهد.
[۸]	۵۰	۸	۱۰	موجک - فوریه	SEMPC	زمان - فرکانس	CNN به دلیل ویژگی های اتصال محلی و اشتراک وزن، تغییرناپذیری خوبی از خود نشان می دهند. دقت SVM در تکرار بیشتر حدود ۹۳٪ است، گاهی اوقات این دقت به زیر ۹۰٪ اما بیش از ۸۷٪ می رسد. دقت CNN با تکرار چندباره ۹۴.۰۶٪ است. CNN پایدارتر است که یحتمل ویژگی های استخراجی، به طور خودکار آن را قوی تر می کنند.
[۱۱]	۵	۴	۶	۱۵۰ هرتز	MSPCA - آنالوگ گذر تا ۵۰ تا ۱۵۰ هرتز	زمان - فرکانس (TQWT)	عملکرد دسته بندی کننده Boosting از Bagging بهتر بود. استفاده از ویژگی های استخراج شده TQWT، طبقه بندی کننده Adaboost با SVM و Multiboost با SVM منجر به دقت تا ۱۰۰٪ می شود. ترکیبات SVM مقایسه با سایر طبقه بندها، به دلیل دقت طبقه بندی و استحکام بالاتر، عملکرد بهتری دارد.

۲.۱. روش تحقیق

۱۳ خانم سالم، ۱۰ نفر ۲۲± سال، ۲ نفر ۳۴± سال و ۲ نفر ۱۵± سال، به صورت داوطلبانه در این مطالعه شرکت کردند. تمام افراد از لحاظ فیزیکی بدن مشابه و در محدوده وزنی ۵۵ الی ۷۰ کیلوگرم بوده اند. شاخص توده بدنی افراد در محدوده ۱۹.۵ الی ۲۴.۵ کیلوگرم بر سانتی متر مربع و رنج وزن سلامت قرار داشت. شرکت کنندگان در این مطالعه، هیچ گونه سابقه بیماری عضلانی نداشته و فعالیت ورزشی به خصوصی را هم به صورت حرفه ای پیگیری نمی کرده اند. دو نفر از افراد چپ دست و مابقی راست دست بوده و فرآیند اخذ داده ها، در تمامی شرکت کنندگان از دست چپ ایشان بوده است.

عضلاتی که موجب حرکت مچ و انگشتان دست می شوند در ناحیه ساعد قرار دارند. این عضلات از اپی کندیدل داخلی یا خارجی استخوان بازو و یا از استخوان های رادیوس یا اولنا شروع شده و به پایین می آیند و در ناحیه مچ دست تبدیل به تاندون می شوند. بعضی از این تاندون ها به استخوان های مچ و یا کف دست چسبیده و موجب حرکت مفاصل مچ دست می شوند و بعضی دیگر از مچ عبور کرده و به استخوان های انگشتان چسبیده و موجب حرکات مفاصل انگشتان دست می شوند. حجم اصلی این عضلات در بالای ساعد بوده و هر چه به پایین ساعد می رسند از توده عضلانی آنها کاسته شده و به تدریج تبدیل به تاندون می شوند. در این مطالعه، از الکترومایوگرافی سطحی تک کاناله که الکترودهای مثبت و منفی آن به فاصله ۲ سانتی متر از یکدیگر روی پوست در ناحیه عضله فلکسور کارپی اولناریس (flexor carpi ulnaris) قرار گرفته بودند، استفاده کرده ایم. یک الکتروده هم به عنوان مرجع، روی پوست ناحیه رادیال مچ دست

Time-Domain Autoregressive Model^{۱۲} (مدل خودرگرسیون در حوزه زمان)

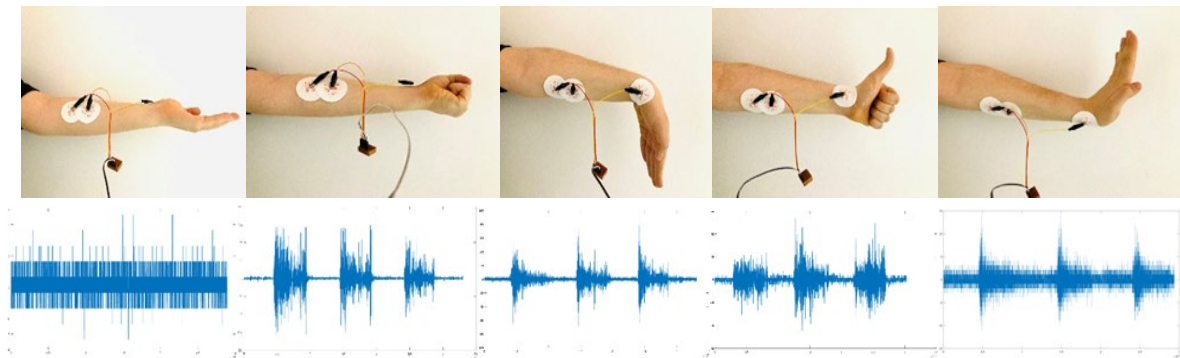
Tunable-Q Wavelet Transform^{۱۳} (تبدیل موجک قابل تنظیم عامل Q)

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

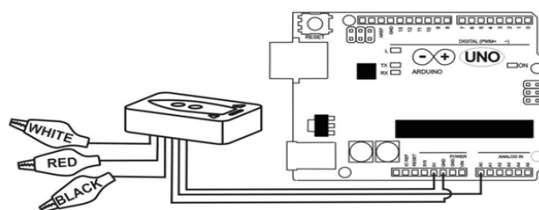
(Radial styloid process) که عضله نسبتاً کمتری داشته و به استخوان نزدیکتر است، چسبانده شد. پنج حرکت دست شامل استراحت (Rest)، مشت (Close fist)، شست به سمت بالا (Like)، مچ خم به طرف بالا (Extention)، مچ خم به طرف پایین (Flexion) را مورد بررسی قرار داده ایم (شکل ۲). هر حرکت را افراد در مدت زمان ۲۱۰ ثانیه و حدود ۲۱ تکرار انجام دادند.



شکل ۲. پنج حرکت مختلف دست و نمونه سیگنال‌های اخذ شده‌ی مربوطه

برای اخذ داده‌ها، از سه جزء اصلی ماژول سابتل، میکروپروسسور آردوینو، لپتاپ، به همراه الکترودهای چسبی نقره، سیم‌های بردبردی و گیره‌های سوسماری کوچک سیم‌دار با سوکت اتصال به ماژول استفاده شد. ماژول سابتل نوع C، امکان دریافت، تقویت، فیلتر و ارسال سیگنال sEMG برای ما فراهم نمود. از مشخصات فنی مهم این ماژول می‌توان به سهولت دسترسی به سیگنال، بهره ۸۸۰، حذف مود مشترک ۱۲۰dB، محدوده فرکانسی ۱۰ تا ۵۰۰ هرتز، و حداقل نویز ممکن اشاره کرد. ماژول سابتل در بسته‌بندی ۶ پایه به همراه محافظ است که سه پایه‌ی ابتدایی آن، (از موقعیت بالای نماد موشک به سمت پایین نماد) برای اتصال ماژول به بدن و سه پایه‌ی انتهایی آن، برای اتصال ماژول به میکروپروسسور آردوینو می‌باشد.

برای داده‌گیری، ابتدا پوست ناحیه ساعد، روی عضله فلکسور کارپی اولناریس و پوست ناحیه استیلوئید رادیال مچ دست را با کمک یک پنبه خیس تا حدودی ساینده تا مقاومت پوست به حداقل برسد و الکترودهای چسبی نقره / نقره کلرید ارتباط بهتری با بدن داشته باشند. پس از آماده‌سازی پوست، سه پایه ابتدایی ماژول از سمت بالای نماد موشک را به ترتیب به الکترودهای مرجع روی مچ دست (به کمک سیم سر سوسماری سفید) و پایه‌های دوم و سوم را به دو الکترودهای فلکسور کارپی اولناریس (به کمک سیم‌های سر سوسماری قرمز و مشکی) متصل شد. سه پایه‌ی انتهایی ماژول سابتل به میکروپروسسور آردوینو از طریق سیم‌های بردبردی نری-مادگی ارتباط داده شد. پایه شماره ۴ از بالای نماد موشک ماژول به زمین (GND) آردوینو در بخش تغذیه برد، پایه ۵ ماژول به سیگنال خروجی (A0) قسمت آنالوگ برد و پایه ۶ ماژول به قسمت تغذیه ۵ ولت برد آردوینو اتصال داده شد. (شکل ۳)



شکل ۳. نحوه اتصال ماژول به برد آردوینو

با استفاده از میکروپروسسور آردوینو داده‌های آنالوگ با ولتاژ بین ۰ تا ۵ ولت را دریافت کرده و به سطوح ۱ تا ۱۰۲۴ تبدیل کردیم. در نتیجه، برای سیگنال الکترومایوگرافی که محدوده فرکانسی آن ۲۰ تا حدود ۴۵۰ هرتز است، نرخ نمونه برداری مناسب ۹۰۰ هرتز می‌باشد. برنامه‌ی سریال اسیلوسکوپ برای ثبت داده‌ها در رایانه به صورت فایل استاندارد CSV استفاده شد.

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

فرآیند داده گیری باید به دور از هرگونه سیستم متصل به برق شهر انجام پذیرد. چرا که در غیر این صورت، قطعاً نویز ۵۰-۶۰ هرتز برق شهر را در خروجی مشاهده خواهیم کرد. سه کابل که به صورت تفاضلی مسئولیت انتقال سیگنال های زیستی را از بدن به ماژول عهده دار هستند باید حداقل امکان کوتاه باشند، تا از بروز نویز بر روی سیگنال اصلی جلوگیری شود.

پس از انجام فرآیند داده گیری و ثبت سیگنالها، پردازش و تجزیه و تحلیل دادهها در برنامهی متلب نسخهی R2022b انجام شد. در طی برنامه نویسی، ابتدا سیگنالها در فواصل ۱۰ ثانیه ای پنجره گذاری شد. سپس در هر پنجره از سیگنال، عملیات اصلاح سازی با کمک فیلتر انجام پذیرفت و نهایتاً ۱۶ ویژگی استخراج کرده و پس از انجام فرآیند برچسب زنی در هر پنجره، ماتریس ویژگیها به عنوان ورودی به طبقه بند تحویل داده شد.

فیلترها برای اصلاح محتویات فرکانسی سیگنالهای ورودی و حذف حداقل امکان نویزها کاربرد دارند. در این مطالعه، از فیلتر باترورت تحت عنوان یک فیلتر دیجیتال میان گذر بهره برده ایم. فیلتر میان گذر در واقع از سری کردن دو فیلتر پایین گذر و بالاگذر ساخته می شود. این فیلتر، فرکانس های بالاتر و پایین تر از فرکانس های قطع فیلترهای سازنده را تضعیف می کند. هرچه مرتبه فیلتر بالاتر باشد، تعداد طبقات آبخاری موجود در طراحی فیلتر نیز بیشتر شده و پاسخ فرکانسی فیلتر به یک پاسخ ایده آل یا دیوار آجری نزدیک تر می گردد. اگر یک معادله ی عمومی بیانگر یک فیلتر باترورت مرتبه n را در نظر بگیریم، آن گاه پاسخ فرکانسی به شرح ذیل است:

$$H(j\omega) = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2 \left(\frac{\omega}{\omega_p}\right)^{2n}}} \quad (1)$$

در رابطه فوق، n نشان دهنده مرتبه فیلتر، ω برابر πf و ϵ برابر با بیشینه بهره باند عبور (A_{max}) است. پس از داده گیری و فیلتر کردن سیگنالها، برای تمایز الگوهای سیگنال و نتیجتاً بین دسته بندی حرکات مختلف دست، به استخراج ویژگیها پرداخته شد. در پاراگرافهای آتی، به توضیح فرمولهای ریاضی این ویژگیها پرداخته خواهد شد. میانگین یا مقدار متوسط (MAV)^{۱۴} سیگنال، از تقسیم مجموع قدرمطلق مقادیر سیگنال بر تعداد کل مقادیر در هر لحظه به دست می آید. MAV در تعیین میزان سطوح انقباض عضلانی استفاده می گردد. باتوجه به فرمول زیر:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2)$$

که در آن x_i ، آمین نمونه در تجزیه و تحلیل، در بین تعداد کل نمونه ها (N) است. RMS قدرت سیگنالهای sEMG مربوط به، انقباض بدون خستگی و سایر نیروهای مؤثر بر روی عضلات است. RMS در واقع یک فرآیند تصادفی گاوسی مدوله شده با دامنه است. این ویژگی با استفاده از محاسبه مقدار RMS^{15} ، که برابر جذر میانگین مربع ها است، استخراج می گردد. به RMS مقدار مؤثر نیز گفته می شود و فرمول آن:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3)$$

واریانس^{۱۶}، نوعی سنجش پراکندگی است و نشان می دهد که دادهها حول میانگین چگونه پخش شده اند. به عبارتی واریانس کمتر، بدین معناست که انتظار می رود اگر نمونه ای از توزیع مزبور انتخاب شود، مقدار آن به میانگین نزدیک باشد. مقدار واریانس با میانگین گیری از مربع فاصله ی مقادیر مشاهده شده با مقدار متوسط به دست می آید. فرمول واریانس برای تخمین مواردی که از توزیع حاکم بر دادهها اطلاعی نداریم، به شرح ذیل است:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|, \quad \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (4)$$

Mean Average Value ¹⁴

Root Mean Square ¹⁵

Variance ¹⁶

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

که در این فرمول \bar{x} در واقع همان میانگین داده ها است.

انحراف معیار استاندارد (STD)^{۱۷}، یکی از شاخص های پراکندگی است. STD بیانگر آن است که، به طور میانگین داده ها چه مقدار از مقدار متوسط فاصله دارند. اگر انحراف معیار مجموعه ای از داده ها نزدیک به صفر باشد، نشانه ی آن است که داده ها نزدیک به میانگین هستند و پراکندگی اندکی دارند؛ در حالی که انحراف معیار بزرگ بیانگر پراکندگی قابل توجه داده ها می باشد. انحراف معیار در واقع ریشه دوم واریانس می باشد و نسبت به واریانس، داشتن واحدی یکسان با متغیر اولیه است. فرمول انحراف معیار استاندارد:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

چولگی (Skewness)، معیاری از میزان تقارن تابع توزیع احتمال است. به عبارتی اگر داده ها نسبت به میانگین متقارن باشند، چولگی برابر صفر بوده و برای یک توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر بالاتر، چولگی مثبت و برای توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر کوچکتر، مقدار چولگی منفی خواهد بود. برای محاسبه ی میزان چولگی، از گشتاور مرتبه سوم نرمال شده، استفاده می گردد:

$$\bar{\mu}_3 = E \left[\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \quad (6)$$

در این فرمول، μ میانگین، σ انحراف معیار و E امید ریاضی متغیر تصادفی x است.

ضریب کشیدگی (Kurtosis)، معیاری برای مشخص نمودن میزان قله ای یا مسطح بودن یک تابع توزیع احتمال است. برای توزیع هایی که مقدار قله منحنی آن ها برجسته تر از منحنی نرمال است، اصطلاح کشیده (leptokurtic) استفاده شده و همچنین برای توزیع هایی که هموارتر هستند، اصطلاح پخی (platykurtic) کاربرد دارد. زمانی که هیچ کدام از حالت های قبلی رخ نداده باشد، منحنی توزیع داده ها، دارای کشیدگی متوسط (Mesokurtic) بیان می گردد. برای محاسبه ی میزان کشیدگی، از گشتاور مرتبه چهارم نرمال شده، استفاده می شود:

$$Kurt(x) = E \left[\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (7)$$

از آنتروپی شانون (Shannon Entropy) به عنوان معیاری برای تعیین میزان بی نظمی در سیگنال الکترومایوگرافی استفاده گردید. همچنین برای استخراج بهتر ویژگی ها و تمایز دقیق تر بین حرکات مختلف دست، ممان های^{۱۸} دوم، سوم، چهارم و پنجم سیگنال ها محاسبه شد. در ادامه به روابط بین ممان های مرکزی اشاره شده است:

$$\mu_0 = \mu'_0 = 1 \quad (8)$$

$$\mu_1 = 0 \quad (9)$$

$$\mu_2 = \mu'_2 - \mu'_1{}^2 \quad (10)$$

$$\mu_3 = \mu'_3 - 3\mu'_1\mu'_2 + 2\mu_1{}^3 \quad (11)$$

$$\mu_4 = \mu'_4 - 4\mu'_3\mu'_1 + 6\mu'_2\mu_1{}^2 - 3\mu_1{}^4 \quad (12)$$

تبدیل فوریه سریع (FFT)^{۱۹}، یکی از مهم ترین الگوریتم های مورد استفاده در پردازش سیگنال و آنالیز داده است. FFT یک الگوریتم سریع و کارآمد می باشد که برای محاسبه تبدیل فوریه گسسته^{۲۰} (DFT) و نیز معکوس آن^{۲۱} (IDFT) مورد استفاده قرار می گیرد. مطابق فرمول های (۱۳) و (۱۴) که در آن ها k شمارنده، x و n تعداد داده ها است.

Standard Deviation^{۱۷}

Moment^{۱۸}

Fast Fourier Transform^{۱۹}

Discrete Fourier Transform^{۲۰}

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot e^{-j \frac{2\pi n k}{N}} \quad (13)$$

$$X(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cdot e^{-j \frac{2\pi n k}{N}} \quad (14)$$

در حوزه فرکانس، مقادیر میانگین و میانهای سیگنال محاسبه شد.

میانهای مقادیری است که نیمه بالاتر را از نیمه پایینی یک نمونه داده، یک جامعه یا یک توزیع احتمال جدا می‌کند. میانهای از طریق فرمول (15) بدست می‌آید:

$$Med(x) = f(x) = \begin{cases} \frac{x_{n+1}}{2}, & n = 2i + 1 \\ \frac{x_n + x_{n+1}}{2}, & n = 2i \end{cases} \quad (15)$$

در این فرمول X لیست مرتب شده مقادیر در مجموعه داده است، n تعداد مقادیر در مجموعه داده است.

در نهایت سه ویژگی حداکثر (max)، حداقل (min) و نمودار هیستوگرام (مستطیلی) مربوط به میانگین‌ها بررسی گردید. پس از استخراج ویژگی‌ها، از یک شبکه عصبی مصنوعی^{۲۲} (ANN) با ۵ سری لایه پنهان متفاوت (شکل ۵) برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده شد.

۳.۱. یافته‌ها یا نتایج

در این مطالعه، ما به بررسی حالات مختلف دست پرداخته و از شبکه عصبی مصنوعی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها استفاده نموده ایم. با اجرای مرحله استخراج ویژگی‌ها، جدولی از حداکثر، حداقل و میانگین هر یک از ویژگی‌ها بدست می‌آید (جدول ۲). نهایتاً ۱۶ ویژگی استخراجی تحت عنوان ورودی به ANN تحویل داده شد. برای دستیابی به صحت بیشتر در شبکه‌ی عصبی مصنوعی و نتیجتاً تفکیک بهتر حرکات دست، طبقه‌بندی با ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵ و ۳۰ لایه پنهان نیز صورت گرفت. در طبقه‌بندی با هر پنج سری لایه پنهان، به حداکثر صحت ۱۰۰٪ در افراد دست یافته شد (شکل ۶). میانگین صحت‌ها در طبقه‌بندی با ۱۰ و ۱۵ لایه پنهان ۹۹.۴۸٪، با ۲۰ لایه پنهان ۹۹.۶۵٪، با ۲۵ و ۳۰ لایه پنهان نیز ۹۹.۸۳٪ بدست آمد. میانگین صحت با تعداد نورون‌های مختلف حاصل شده برابر ۹۹.۶۶٪ شد. لذا لایه ۲۵ و ۳۰ بهترین نتیجه را با صحت ۹۹.۸۳٪ به ما ارائه می‌کند.

جدول ۲. بررسی حداکثر، حداقل و میانگین ۱۱ مورد از ویژگی‌های استخراج شده

Min	Max	Mean	Variance	Shannon Entropy	Median Frequency	Mean Frequency	STD	RMS	Skewness	Kurtosis	Mean
-63.5	5.42	1.40	-3510168	0.02	0.02	1.18	1.1	-0.8	3.72	-0.03	
-3.57	59.4	60.9	-15901	0.18	0.22	7.80	7.8	0.51	17.7	0.048	
-24.9	26.1	16.8	-800293	0.05	0.07	3.58	3.5	0.05	7.41	0.001	

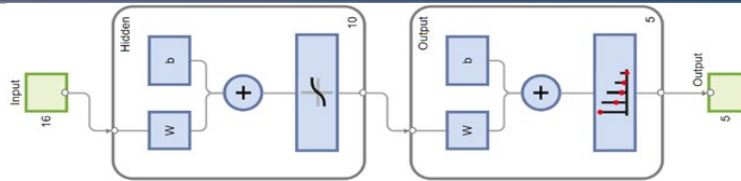
^{۲۱} Inverse Discrete Fourier Transform

^{۲۲} Artificial Neural Networks

دوازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senacnf.ir



شکل ۵: ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی

Training Confusion Matrix						
Output Class	1	2	3	4	5	
1	13 18.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	17 23.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	13 18.1%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	17 23.6%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	12 16.7%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	4	5	
	Target Class					

Test Confusion Matrix						
Output Class	1	2	3	4	5	
1	3 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	3 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	3 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 13.3%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 26.7%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	4	5	
	Target Class					

All Confusion Matrix						
Output Class	1	2	3	4	5	
1	19 18.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	21 20.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	20 19.6%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	21 20.6%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	21 20.6%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	4	5	
	Target Class					

Validation Confusion Matrix						
Output Class	1	2	3	4	5	
1	3 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	1 6.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	4 26.7%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 13.3%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 33.3%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	4	5	
	Target Class					

شکل ۶: نمونه نتیجه‌ی طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی

۴.۱. جمع بندی

با نظر بر نتایج بدست آمده و طبقه بندی با نرخ صحت حداکثر ۱۰٪ و میانگین صحت ۹۹.۸۳٪، امکان طبقه بندی حرکات مختلف دست به کمک الکترومایوگرافی سطحی تک کاناله وجود دارد. با توجه به ویژگی های استخراج شده و انحراف استاندارد داده های ویژگی آنتروپی شنونی، واریانس و مینیموم و ماکسیموم، بیشترین میزان تغییرات را داشته اند و کمترین تغییرات برای میانگین، میانه و میانگین در حوزه‌ی فرکانس و چولگی است. نتایج حاصل شده منطبق بر یافته های مقالات [14-8, 5-1] است ولیکن توانسته است با اخذ داده های سبک تر و صرفا یک کانال الکترومایوگرافی، به نتایجی بالاتر از مقالات مذکور دست یابد. به نظر می رسد دستیابی به این امر در نتیجه کاهش نویز و نسبت بالای سیگنال به نویز و همچنین رعایت موارد ابزار دقیقی بوده است. با توجه به نتایج مذکور می توان از طبقه بندی حرکات دست به کمک sEMG، در کاربردهای واقعیت مجازی، کنترل پروتز اندام های فوقانی و ارتزها، دست مصنوعی، ربات اسکلت خارجی، صندلی های چرخدار الکتریکی و ... استفاده نمود. پیشنهاد می شود در مطالعات آتی، با افزایش تعداد افراد، تعداد کانال ها، و تعداد حرکات به تفکیک تعداد بیشتری از حرکات دست، اقدام گردد.

دوازدهمین کنگره ملی سراسری
فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران
12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

۵.۱. مراجع

- [1] M. A. Ozdemir, D. H. Kisa, O. Guren, A. Onan, and A. Akan, "Emg based hand gesture recognition using deep learning," in 2020 Medical Technologies Congress (TIPTKNO), 2020: IEEE, pp. 1-4 .
- [2] A. Subasi, L. Alharbi, R. Madani, and S. M. Qaisar, "Surface EMG based classification of basic hand movement using rotation forest," in 2018 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET), 2018: IEEE, pp. 1-5 .
- [3] C. Savithri and E. Priya, "Statistical analysis of EMG-based features for different hand movements," in Smart Intelligent Computing and Applications: Proceedings of the Second International Conference on SCI 2018, Volume 2, 2019: Springer, pp. 71-79 .
- [4] M. Khezri and M. Jahed, "A neuro-fuzzy inference system for sEMG-based identification of hand motion commands," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 58, no. 5, pp. 1952-1960, 2010.
- [5] J. Too, A. Abdullah, T. T. Zawawi, N. M. Saad, and H. Musa, "Classification of EMG signal based on time domain and frequency domain features," International Journal of Human and Technology Interaction (IJHaTI), vol. 1, no. 1, pp. 25-30, 2017.
- [6] D. I. Rubin, "Needle electromyography: Basic concepts," Handbook of clinical neurology, vol. 160, pp. 243-256, 2019.
- [7] W.-T. Shi, Z.-J. Lyu, S.-T. Tang, T.-L. Chia, and C.-Y. Yang, "A bionic hand controlled by hand gesture recognition based on surface EMG signals: A preliminary study," Biocybernetics and Biomedical Engineering, vol. 38, no. 1, pp. 126-135, 2018.
- [8] N. Duan, L.-Z. Liu, X.-J. Yu, Q. Li, and S.-C. Yeh, "Classification of multichannel surface-electromyography signals based on convolutional neural networks," Journal of Industrial Information Integration, vol. 15, pp. 201-206, 2019.
- [9] A. Subasi, A. Alaskandarani, A. A. Abubakir, and S. M. Qaisar, "sEMG signal classification using DWT and bagging for basic hand movements," in 2018 21st Saudi Computer Society National Computer Conference (NCC), 2018: IEEE, pp. 1-6 .
- [10] O. W. Samuel et al., "Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification," Computers & Electrical Engineering, vol. 67, pp. 646-655, 2018.
- [11] A. Subasi and S. M. Qaisar, "Surface EMG signal classification using TQWT, Bagging and Boosting for hand movement recognition," Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, vol. 13, no. 7, pp. 3539-3554, 2022.
- [12] H. Huang, H.-B. Xie, J.-Y. Guo, and H.-J. Chen, "Ant colony optimization-based feature selection method for surface electromyography signals classification," Computers in biology and medicine, vol. 42, no. 1, pp. 30-38, 2012.
- [13] B. Saeed et al., "Leveraging ANN and LDA classifiers for characterizing different hand movements using emg signals," Arabian Journal for Science and Engineering, vol. 46, pp. 1761-1769, 2021
- [14] N. Irastorza-Landa et al., "Design of continuous EMG classification approaches towards the control of a robotic exoskeleton in reaching movements," in 2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), 2017: IEEE, pp. 128-133

Abstract

In this study, which was carried out to distinguish hand movements using biological signals, single-channel surface electromyography of the flexor carpi ulnaris muscle of the forearm was performed in 13 female volunteers, while five different hand movements were performed 21 times. The obtained sEMG signals were windowed at intervals of 10 seconds in each movement, the Butterworth filter and baseline correction were applied, and finally after extracting 16 features of the time domain, frequency, and nonlinear features of the signal, the result was sent to the artificial neural network. The classification was applied. The mentioned classifier was implemented with 10, 15, 20, 25 and 30 hidden layers and the maximum average accuracy of 99.83% was obtained in 25 and 30 layers. This study can be used to control myoelectric hands, exoskeletons, and surgical robots.