

تشخیص بروز شین اسپلینت در ناحیه قدامی ساق پای مردان، براساس بررسی فعالیت الکتریکی عضلات و با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی

نازنین گوهریان^۱، نادیا نقوی^{۲*}، سحر مقیمی^۳، ناهید خوشرفتار یزدی^۴، امیرحسین تلواری^۵، هادی کلانی^۵

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد برق، گروه مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد.
 - ۲- استادیار، گروه مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد.
 - ۳- استادیار طب ورزشی، دانشکده تربیت بدنی و علوم ورزشی دانشگاه فردوسی مشهد.
 - ۴- کارشناس ارشد، دانشکده تربیت بدنی و علوم ورزشی دانشگاه فردوسی مشهد.
 - ۵- دانشجوی دکتری مکانیک، گروه مهندسی مکانیک دانشگاه فردوسی مشهد.
- ۲، ۳ و ۵- قطب علمی رایانش نرم و پردازش هوشمند اطلاعات، دانشگاه فردوسی مشهد.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۳/۱۲/۱۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۱۲/۴

چکیده

شین اسپلینت دردی شایع در بین دوندگان است که در ناحیه قدامی ساق پا بروز می‌کند. این تحقیق بررسی فعالیت الکتریکی عضلات ساق پا در ورزشکاران سالم و مبتلا به شین اسپلینت است. از بین دانشجویان رشته تربیت بدنی، ۱۵ نفر سالم (قد: $176/20(\pm)5/97$ سانتی‌متر و وزن: $75/46(\pm)10/47$ کیلوگرم) و ۱۵ نفر مبتلا به شین اسپلینت (قد: $176/2(\pm)6/18$ سانتی‌متر و وزن: $67/66(\pm)9/18$ کیلوگرم) با دامنه سنی ۱۸ تا ۲۵ سال در این تحقیق مشارکت کردند. فعالیت الکتریکی عضلات ساق پا در هر دو گروه و از سه عضله در شت‌نی قدامی^۱، دوقلو داخلی^۲ و دوقلو خارجی^۳ ثبت شد. ۲۷ ویژگی (۱۸ ویژگی در حوزه زمان و ۹ ویژگی در حوزه فرکانس) برای هریک از سیگنال‌های الکترومایوگرام استخراج شد. در این مطالعه از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۴ موسوم به روش پی‌سی‌ای برای پیدا کردن تفاوت در فعالیت الکتریکی سه عضله مورد نظر در بین ورزشکاران سالم و مبتلا به شین اسپلینت استفاده شد. نتایج نشان دادند که می‌توان با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام و روش پی‌سی‌ای، حد آستانه‌ای تعریف کرد و با استفاده از این مقدار افراد سالم و بیمار را از هم تفکیک کرد؛ زیرا مشاهده شد تفاوت معناداری بین عضله‌های افراد سالم و بیمار وجود دارد و استفاده از روش پی‌سی‌ای، برای شناسایی این تفاوت‌ها مؤثر و پذیرفتنی است.

کلیدواژه‌ها: شین اسپلینت، الکترومایوگرافی، عضلات ساق پا، تحلیل مؤلفه‌های اصلی.

Shin splint detection in anterior muscles of men leg: based on the electrical activity of the muscles and using principal components analysis

Goharian, N¹., Naghavi, N²., Moghimi, S²., Khoshraftar Yazdi, N³., Talvari, A.H⁴., Kalani, H⁵.

1. Master of Science Electrical Engineering, Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.
 2. Assistant Professor Electrical Engineering, Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.
 3. Assistant Professor Sport Medicine, Faculty of Physical Education and Sport Sciences, Ferdowsi University, Iran.
 4. Master of Science, Faculty of Sports and Physical Education, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.
 5. Ph.D. student Mechanical Engineering, Department of Mechanical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.
- 2, 3, 5. Center of Excellence on Soft Computing and Intelligent Information Processing.

Abstract

Introduction and Goal: Shin splint is a common pain among runners that occurs in the anterior lower leg. The aim of this study was to investigate the electrical activity of the leg muscles between healthy athletes and those with shin splint. **Methodology:** Through physical education students, fifteen healthy male athletes (height: $176/20(\pm)5/97$ cm and weight: $75/46(\pm)10/47$ kg) and fifteen male with shin splint (height: $176/2(\pm)6/18$ cm and weight: $67/66(\pm)9/18$ kg) ranging in age from 18 to 25 years participated in the current study. The surface electromyograms (EMG) of the tibialis anterior, medial and lateral Gastrocnemius muscles are recorded in both groups. Then twenty seven features (eighteen features in time domain and nine features in frequency domain) are extracted for each EMG signals. In this paper, principal component analysis (PCA) method is employed to detect differences between electromyogram of three mentioned muscles of healthy athletes and those with shin splint. **Findings:** It's driven from the results that

*. n.naghavi@um.ac.ir
1. Tibialis Anterior

2. Medial Gastrocnemius

3. Lateral Gastrocnemius
4. Principal component analysis (PCA)

by using EMG signals and PCA methodology, we can define a threshold which help us defer healthy cases from unhealthy ones. Because of Results show there are significant differences in EMG of healthy and unhealthy volunteers and the PCA methodology is applicable and effective to detect differences in EMG signals of healthy athletes and those with shin splint.

Keywords: Shin Splint, Electromyography, Leg Muscle, Principle Component Analysis.

مقدمه

آسیب‌های ناشی از پرکاری، بیش‌ازهمه، در ورزش‌های استقامتی مانند دوومیدانی، دوچرخه‌سواری و شنا شایع هستند. در دوهای با مسافت زیاد، تقریباً ۲۵ درصد از آسیب‌ها در زانو، ۱ درصد در اطراف تاندون آشیل، و ۷ درصد در نیام کف پا به‌وجود می‌آیند. حدود ۱۰ درصد از آسیب‌های ناشی از پرکاری در ناحیه ساق پا ایجاد می‌شوند. درد ساق پا اغلب با نام‌های سندروم فشار داخلی تیبیا^۱، پریوستیت^۲ و درد پایین ساق پا مرتبط با ورزش شناخته می‌شود. برخی ورزشکاران شامل دوندگان، بالرین‌ها، ورزشکاران دبیرستانی و گروه‌های ویژه سربازان جزو افرادی هستند که به‌طور طبیعی با اجرای بیش‌ازحد پرونیشن در معرض خطر بیشتر قرار دارند (۱). این آسیب در ورزشکارانی مرسوم است که به نوعی بخشی از فعالیت ورزشی آنها به‌دویدن‌های مکرر اختصاص دارد (۲). درد مزمن ساق پا در ورزشکاران مشکلی ناامیدکننده است و برای پزشکان تشخیصی دشوار محسوب می‌شود (۳). ساق پا در ۵ تا ۱۵ درصد از کل آسیب‌های ورزشی درگیر می‌شود. درد ناشی از این آسیب در طول لبه خلفی - داخلی درشت‌نی (تیبیا^۳) به‌دنبال تمرین رخ می‌دهد (۴). براساس تحقیقات انجام‌شده، برخی عوامل مانند افزایش چرخش داخلی لگن، افزایش پلانتر فلکشن، افتادگی ناویکولار، افزایش پرونیشن، بالابودن جرم شاخص توده بدن^۴، وزن، جنسیت، بالابودن فشار داخلی تیبیا، مصرف کم کلسیم در زنان ورزشکار، افزایش شدت تمرین، سطوح تمرینی سخت و استفاده از کفش‌های نامناسب، از مهم‌ترین عوامل خطرزای مؤثر در درد مزمن ساق پا و بروز شین اسپلینت هستند (۱۶-۵). ازسوی دیگر، برخی محققان ضعف عضلانی را یکی از عواملی دانسته‌اند که ممکن است در بروز شین اسپلینت دارد (۱۷). آنها معتقدند عضله ضعیف یا خسته نمی‌تواند نیروی واکنش زمین را به‌خوبی عضله قوی توزیع کند. دراین‌حالت، نیروی واکنش زمین را به استخوان وارد می‌کند که به افزایش خطر آسیب دیدگی منجر می‌شود. همچنین، عدم تعادل عضلانی در اندام تحتانی را عاملی خطرزا در آسیب‌های اندام تحتانی دوندگان مطرح می‌کنند (۱۹-۱۷). کلمنت (۲۰) بیان می‌کند که ضعف عضلات ساق پا به‌دلیل انتقال نیروی بیش‌ازحد به استخوان تیبیا افراد را مستعد سندرم فشار داخلی تیبیا می‌کند. کاهش قدرت عضلات اندام تحتانی به افزایش فشار روی تیبیا حین راه‌رفتن و دویدن منجر می‌شود؛ در نتیجه، بیماران با سندرم فشار داخلی تیبیا به کاهش فعالیت عضلات سولئوس^۵ و تیبیالیس قدامی^۶ تمایل دارند، که احتمالاً سازوکاری حفاظتی در برابر درد است. کلمنت همچنین بیان می‌کند که کاهش فعال‌سازی عضلات درحین برخورد پاشنه به زمین، به افزایش سرعت حرکات پا و افزایش انتقال نیرو به تیبیا منجر می‌شود (۲۰).

1. Medial Tibial Stress Syndrome (MTSS)
2. Periostitis

3. Tibia
4. Body Mass Index
5. Soleus

6. Tibialis Anterior

در نزدیک‌ترین تحقیق به موضوع مقاله حاضر، راتلف و همکاران (۱۴) الگوهای فعال‌سازی عضلات دوقلو و نعلی را در فاز ایستای راه‌رفتن به‌وسیله الکترومایوگرافی سطحی در افراد مبتلا به شین‌اسپلینت بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که در افراد سالم سطح فعال‌شدن عضله درشت نی قدامی ۲۵ درصد بالاتر از افراد مبتلا است. آنها بیان کردند که در افراد با سندرم فشار داخلی تیبیا، کاهش فعالیت عضلات نعلی و درشت‌نی قدامی، در واقع سازوکاری حفاظتی درمقابل درد است. پژوهش حاضر به بررسی ارتباط بین میزان فعالیت عضلات ساق پا با بروز سندرم فشار داخلی تیبیا با هدف دستیابی به ابزاری تشخیصی پرداخته است. در این زمینه، سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات ساق پا از ورزشکاران سالم و مبتلا به شین‌اسپلینت ثبت و ارزیابی شد. در حوزه‌های تحقیقاتی مختلف سیگنال الکترومایوگرام به‌صورت گسترده‌ای به‌منزله سیگنال کنترلی در نظر گرفته شده است و در مسائل مهمی مانند تحلیل حرکت، علوم ارتوپدی، توان‌بخشی، طراحی ارگونومیک و در تعامل انسان- ماشین و کاربردهای پزشکی مانند کنترل پروتزهای مصنوعی کاربرد فراوانی دارد (۲۱، ۲۲). سیگنال الکترومایوگرام دارای اطلاعات کافی درباره عضله است، اما این سیگنال دارای صداهای اضافی فراوانی دارد. بنابراین، تحلیل سیگنال الکترومایوگرام سخت و دشوار است. به‌کمک ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال الکترومایوگرام می‌توان به اطلاعاتی که در این سیگنال پنهان شده‌اند دست یافت (۲۱، ۲۳). بعضی از این ویژگی‌ها درمقابل صدا پایدارند. بنابراین، ویژگی‌های استخراج‌شده در طبقه‌بندی سیگنال‌های الکترومایوگرام کاربرد فراوانی دارد (۲۴). با توجه به مطالعات گذشته، روش‌های آماری زیادی برای بررسی ویژگی‌های استخراج‌شده معرفی شده‌اند، مثلاً می‌توان به شاخص دیویس-بولدین (۲۱، ۲۵)، شاخص پراکندگی^۱ (۲۴) و شاخص افال دی^۲ (۲۶) اشاره کرد. اخیراً روش‌های آماری که براساس روش پی‌سی‌ای هستند، به‌منظور تشخیص عیب در دستگاه‌های مکانیکی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (۲۷-۲۹). در این مقاله پس از معرفی نحوه ثبت داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها و ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال الکتریکی عضله‌ها، روش پی‌سی‌ای به‌صورت اجمالی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. سپس، فرایند تشخیص بیماری به‌کمک این روش توضیح داده شده است. در انتها، ویژگی‌های استخراج‌شده، درحالت سالم برای آموزش و درحالت بیمار برای تشخیص بیماری به‌روش پی‌سی‌ای ارائه شده‌اند.

روش‌شناسی

جامعه آماری پژوهش حاضر را دانشجویان پسر رشته تربیت‌بدنی و علوم ورزشی دانشگاه فردوسی تشکیل دادند. از بین آنها ۳۰ نفر با دامنه سنی ۱۹-۲۴ و دامنه شاخص جرم توده بدن ۱۸-۲۵ انتخاب شدند. از این ۳۰ نفر ۱۵ نفر مبتلا به درد ساق پا (با میانگین سن $1/83(\pm) 20/43$ سال، قد $176/2(\pm) 6/18$ سانتی‌متر و وزن $9/187(\pm) 67/66$ کیلوگرم) و ۱۵ نفر سالم (با میانگین سن $1/35(\pm) 21/19$ سال، قد $176/20(\pm) 5/97$ سانتی‌متر و وزن $10/47(\pm) 75/46$ کیلوگرم) بودند. در این تحقیق، انتخاب افراد مبتلا به درد ساق پا بر اساس معیار یاتس^۳ و وایت^۴ بوده است. براساس این معیار، سندرم درد ساق پا دردی است که در طول لبه خلفی

1. scattering Index

2. Fishers Linear Discriminate Index, FLD

3. Yates

4. White

داخلی ساق پا در طی ورزش بروز می‌کند و ناشی از اختلالات ایسکمیک یا شکستگی تنشی نیست. افرادی که ناهنجاری مادرزادی، سابقه جراحی یا صدمه ناشی از ضربه در طی شش ماه گذشته را داشتند از پژوهش حذف شدند. در ابتدا، از افرادی که درد ساق پا در پای غالب داشتند، به‌عنوان آزمودنی دعوت شد و کلیه آزمون‌ها در دو گروه جهت همانندسازی بروی پای غالب انجام شد. از دانشجویان داوطلب رضایت‌نامه کتبی برای مشارکت در مراحل اجرای پژوهش گرفته شد و سپس، با حضور افراد در آزمایشگاه تربیت بدنی دانشگاه فردوسی مشهد، الکترومایوگرافی^۱ عضلات ساق پای آنها اندازه‌گیری و ثبت شد. ضمناً درد ساق پای افراد حاضر در تحقیق فقط در هنگام تمرین بود و هیچ‌یک از این افراد در هنگام ثبت الکترومایوگرافی درد نداشتند. در پژوهش حاضر، جهت بررسی فعالیت الکتریکی عضلات ساق پا در دو گروه، سه عضله درشت‌نی قدامی، دوقلو داخلی و دوقلو خارجی انتخاب شدند. بدین‌منظور، از دستگاه الکترومایوگرافی سطحی شانزده‌کانالی مدل بیوویژن^۲ ساخت سوئیس استفاده شد.

در ابتدا، به‌منظور جلوگیری از ایجاد سروصدای اضافی و اختلال در اندازه‌گیری متغیرها و نیز آماده‌سازی پوست، موهای نواحی مورد نظر تراشیده شد و با استفاده از تکه‌ای پنبه آغشته به الکل، نقطه موردنظر تمیز شد. سپس، الکترودها (از جنس کلرید نقره) با فاصله مرکز کانونی دو سانتی‌متر و در راستای فیبرهای عضلانی روی پوست نصب شد. مکان قرارگرفتن الکترودهای ثبتي، نحوه آماده‌سازی پوست در محل قرارگرفتن الکترودها، فاصله بین الکترودها براساس استاندارد سنیم^۳ که استاندارد پرکاربرد در زمینه ثبت سیگنال‌های الکترومایوگرام است، مشخص شد. محل نصب الکترودها در شکل ۱ نشان داده شده است و مشخصات آن در جدول ۱ خلاصه شده است. به‌طورکلی، زمان اجرای هر آزمون ۱۰ ثانیه بود و پس از هر اجرای آزمون فرد ۳۰ ثانیه استراحت کرد. جهت ثبت فعالیت الکتریکی عضله تیبالیس قدامی، آزمودنی‌ها به‌صورت ایستاده در وضعیت دورسی فلکشن و جهت ثبت فعالیت الکتریکی عضلات گاستروکنمیوس داخلی و خارجی، آزمودنی‌ها به‌صورت ایستاده در وضعیت پلانٹار فلکشن قرار گرفتند. در حرکت دورسی فلکشن از فرد خواسته شد که روی پاشنه پا بایستد که در واقع حرکت قسمت پشتی پا به‌طرف جلوی ساق است و در حرکت پلانٹار فلکشن از فرد خواسته شد که روی پنجه پا بایستد که در واقع حرکت قسمت کف پایی به‌طرف پشت ساق پا است. سیگنال‌های ثبت‌شده از الکترومایوگرافی، پس از اینکه از صفر تا صد درصد در زمان مورد نظر هنجار شد، به‌وسیله نرم‌افزار مت‌لب^۴ تجزیه و تحلیل و به داده‌های قابل استفاده تبدیل شد.

1. Electromyography
4. Matlab

2. Biovision

3. SENIAM



شکل ۱. محل قرارگیری الکترودها روی پا

جدول ۱. محل نصب الکترودها براساس استاندارد سنیم

عضله	محل الکتروگذاری
تیبیالیس قدامی	یک سوم خط واصل بین نوک نازک نی و نوک قوزک داخلی مچ پا
گاستروکنمیوس داخلی	روی برجسته ترین قسمت عضله
گاستروکنمیوس خارجی	در فاصله یک سوم خط واصل بین سر نازک نی و پاشنه

برای ارائه تصویری واضح از داده‌های الکترومایوگرافی و تفسیر اختلاف‌ها، بالاترین مقادیر الکترومایوگرافی، در سه کوشش در دو وضعیت دورسی فلکشن و پلاننار فلکشن در افراد مبتلا به درد ساق پا با افراد سالم مقایسه شد. به منظور استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام، ابتدا بایستی سیگنال‌های مورد نظر پیش پردازش شوند. ابتدا فیلتر میان‌گذر با باند عبور ۱۰ تا ۵۰۰ هرتز به سیگنال مورد نظر اعمال شد. واحد نمونه برداری سیگنال در مدار آنالوگ به دیجیتال یک کیلو هرتز است. پس از هنجار کردن سیگنال، بیشینه سیگنال محاسبه و دامنه سیگنال نسبت به بیشینه سیگنال هنجار شد. سپس، سیگنال یک سو شد و در نهایت از فیلتر متحرک^۱ گوسی ۴۰۰ نقطه‌ای عبور داده شد (۱۲).

استخراج ویژگی‌های سیگنال الکترومایوگرام: به طور کلی، ویژگی‌ها در تحلیل سیگنال الکترومایوگرام را می‌توان در سه گروه اصلی حوزه زمان، حوزه فرکانس و حوزه زمان-فرکانس تقسیم بندی کرد. در این مطالعه، صرفاً ویژگی‌های مربوط به دو گروه اول تحت بررسی قرار گرفته‌اند. مطالعه ویژگی‌های استخراج شده سیگنال الکترومایوگرام در حوزه زمان و فرکانس در طبقه بندی سیگنال بسیار مهم و کاربردی است. در این مطالعه ۲۷ ویژگی از سیگنال الکترومایوگرام استخراج شده است، که ۱۸ مورد از آنها در حوزه زمان (جدول ۲) و مابقی در حوزه فرکانس (جدول ۳) هستند. تعاریف ریاضی این ویژگی‌های در حوزه زمان و فرکانس به ترتیب در جداول ۲ و ۳ خلاصه شده‌اند. ویژگی‌ها در حوزه زمان را می‌توان به راحتی و سریع محاسبه کرد؛ زیرا برای به دست آوردن این ویژگی‌ها به هیچ گونه انتقال یا تبدیلی نیاز نیست. ویژگی‌ها در حوزه فرکانس معمولاً برای

1. Moving Average

مطالعه خستگی عضلات مورد استفاده قرار می‌گیرند. چگالی طیف توان^۱ نقش مهمی در تحلیل سیگنال در حوزه فرکانس دارد و برای محاسبه ویژگی‌های فرکانسی به کار می‌رود.

جدول ۲. تعریف ریاضی ویژگی‌های استخراج شده در حوزه زمان سیگنال الکترومایوگرام. در این جدول x_i بیانگر i امین مقدار سیگنال الکترومایوگرام، N بیانگر طول سیگنال الکترومایوگرام، w_i بیانگر تابع پنجره وزن دار است.

تعریف ریاضی	ویژگی استخراج شده
$IEMG = \sum_{i=1}^N x_i $	انتگرال قدر مطلق الکترومایوگرام (IEMG) ^۲
$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $	مقدار میانگین مطلق (MAV) ^۳
$MAV1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i $, $w_i = \begin{cases} 1 & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$	مقدار میانگین مطلق اصلاح شده نوع ۱ (MAV1) ^۴
$MAV2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i $, $w_i = \begin{cases} 1 & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 4i/N & \text{elseif } i < 0.25N \\ 4(i-N)/N & \text{otherwise} \end{cases}$	مقدار میانگین مطلق اصلاح شده نوع ۲ (MAV2) ^۵
$SSI = \sum_{i=1}^N x_i^2$	انتگرال مجذور ساده (SSI) ^۶
$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2$	واریانس الکترومایوگرام (VAR) ^۷
$TM3 = \left \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3 \right $	مقدار مطلق ممان سوم (TM3) ^۸
$TM4 = \left \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4 \right $	مقدار مطلق ممان چهارم (TM4) ^۹
$TM5 = \left \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^5 \right $	مقدار مطلق ممان پنجم (TM5) ^{۱۰}
$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	ریشه میانگین مربعات (RMS) ^{۱۱}
$LOG = e^{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(x_i)}$	آشکار ساز Log (LOG) ^{۱۲}
$WL = \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $	طول شکل موج (WL) ^{۱۳}
$AAC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $	میانگین تغییر دامنه (AAC) ^{۱۴}
$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}$	مقدار انحراف معیار (DASDV) ^{۱۵}
$ZCR = \sum_{i=1}^{N-1} \text{sgn}(-x_i x_{i+1})$, $\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	تعداد دفعات عبور از صفر (ZCR) ^{۱۶}
$MYOP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i)$, $f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{Threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	مقدار نرخ در صد Myopulse (MYOP) ^{۱۷}
$MAMP = \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i - x_{i+1})$, $f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{Threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	دامنه ویلسون (WAMP) ^{۱۸}
$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} f[(x_{i-1} - x_i) \times (x_i - x_{i+1})]$, $f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{Threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	تغییر علامت شیب (SSC) ^{۱۹}

جدول ۳. تعریف ریاضی ویژگی‌های استخراج شده در حوزه فرکانس سیگنال الکترومایوگرام؛ در این جدول f_j مقدار فرکانس مربوط به طیف فرکانسی، P_j دامنه طیف توان سیگنال الکترومایوگرام در فرکانس j و M نیز طول بازه فرکانسی جهت تعریف طیف فرکانسی است.

تعریف ریاضی	ویژگی استخراج شده
$MNF = \sum_{j=1}^M f_j P_j / \sum_{j=1}^M P_j$	فرکانس میانگین (MNF) ^{۲۰}
$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j$	فرکانس میانه (MDF) ^{۲۱}
$PKF = \max(P_j)$, $j = 1, \dots, M$	فرکانس پیک (PKF) ^{۲۲}
$MNP = \sum_{j=1}^M P_j / M$	توان میانگین (MNP) ^{۲۳}
$TTP = SM0 = \sum_{j=1}^M P_j$	توان کل (TTP) ^{۲۴}
$SM1 = \sum_{j=1}^M P_j f_j$	ممان طیف اول (SM1) ^{۲۵}
$SM2 = \sum_{j=1}^M P_j f_j^2$	ممان طیف دوم (SM2) ^{۲۶}
$SM3 = \sum_{j=1}^M P_j f_j^3$	ممان طیف سوم (SM3) ^{۲۷}
$VCF = \frac{SM2}{SM0} - \left(\frac{SM1}{SM0}\right)^2$	واریانس فرکانس مرکزی (VCF) ^{۲۸}

روش پی سی ای: این روش، روشی آماری است که در آن تعدادی متغیر همبسته^{۲۹} به مجموعه ای کوچک تر از متغیرهای ناهمبسته^{۳۰} منتقل می شود. بنابراین، یکی از انواع روش های تحلیل داده های چندمتغیره است که هدف اصلی آن تقلیل بعد مسئله مورد مطالعه است. با استفاده از آن می توان تعداد زیادی متغیر همبسته را با تعداد محدودی متغیر متعامد جدید جایگزین کرد. متغیرهای جدید مؤلفه های اصلی نامیده می شوند. به این ترتیب، بعد مسئله تقلیل می یابد. فرض کنید که $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ($\mathbf{X} = [x_1 x_2 x_3 \dots x_m]^T$) برداری است که دارای m متغیر اصلی است و $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ماتریسی است که n نمونه برای هر متغیر را نیز شامل می شود. با استفاده از روش پی سی ای ماتریس \mathbf{X} به صورت زیر تجزیه می شود:

$$\mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}} + \mathbf{E} \quad (1)$$

$$\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{T}} \hat{\mathbf{P}}^T \quad (2)$$

$$\mathbf{E} = \tilde{\mathbf{T}} \tilde{\mathbf{P}}^T \quad (3)$$

در فرمول، $\hat{\mathbf{X}}$ زیرفضای اجزای اصلی است که جهت اصلی بردارهای اندازه گیری شده را نشان می دهد. همچنین \mathbf{E} زیرفضای باقی مانده و جهت اندازه گیری عیب است. $\hat{\mathbf{T}}$ نشان دهنده ماتریس امتیاز^{۳۱} است ($\hat{\mathbf{T}} \in \mathbf{R}^{n \times l}$) و $\hat{\mathbf{P}}$ متغیر بارگذاری^{۳۲} است ($\hat{\mathbf{P}} \in \mathbf{R}^{m \times l}$). l تعداد متغیرهای اصلی مدل است. ستون های ماتریس $\hat{\mathbf{P}}$ شامل بردارهای ویژه مربوط به l تا از بزرگترین مقادیر ویژه λ_i ماتریس همبستگی^{۳۳} است و ستون های $\tilde{\mathbf{P}}$ شامل $m - l$ بردار ویژه باقی مانده اند. لذا ماتریس های $[\hat{\mathbf{T}} \tilde{\mathbf{T}}]$ و $[\hat{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{P}}]$ دارای خاصیت تعامد^{۳۴} هستند.

فرآیند مدل کردن روش پی سی ای: همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده است، فرآیند مدل سازی روش پی سی ای دارای مراحل زیر است:

- (۱) مراحل فیلترسازی و هنجار کردن متغیرهای اصلی؛
- (۲) محاسبه ماتریس کواریانس \mathbf{S} ^{۳۵}.

در روش پی سی ای، ابتدا بایستی ماتریس کواریانس محاسبه شود. اما ماتریس کواریانس همیشه در عمل نامعلوم است. این ماتریس معمولاً از روی نمونه متغیرها در وضعیت هنجار تخمین زده می شود. فرض کنید ماتریس $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ شامل n نمونه (ردیف)، m متغیر (ستون) در شرایط نرمال به صورت زیر نشان داده شود.

1. Power Spectral Density	10. Absolute Value of the 5th Temporal Moment	22. Peak Frequency
2. Integrated EMG	11. Root Mean Square	23. Mean Power
3. Mean Absolute Value	12. Log Detector	24. Total Power
4. Modified Mean Absolute Value Type 1	13. Waveform Length	25. 1st Spectral Moments
5. Modified Mean Absolute Value Type 2	14. Average Amplitude Change	26. 2nd Spectral Moments
6. Simple Square Integral	15. Difference Absolute Standard Deviation Value	27. 3rd Spectral Moments
7. Variance of EMG	16. Zero Crossing	28. Variance of Central Frequency
8. Absolute Value of the 3th Temporal Moment	17. Myopulse Percentage Rate	29. Correlated Variable
9. Absolute Value of the 4th Temporal Moment	18. Willison Amplitude	30. Uncorrelated Variable
	19. Slope Sign Change	31. Score Matrix
	20. Mean Frequency	32. Loading Matrix
	21. Median Frequency	33. Correlation Matrix
		34. Orthogonal
		35. Covariance Matrix

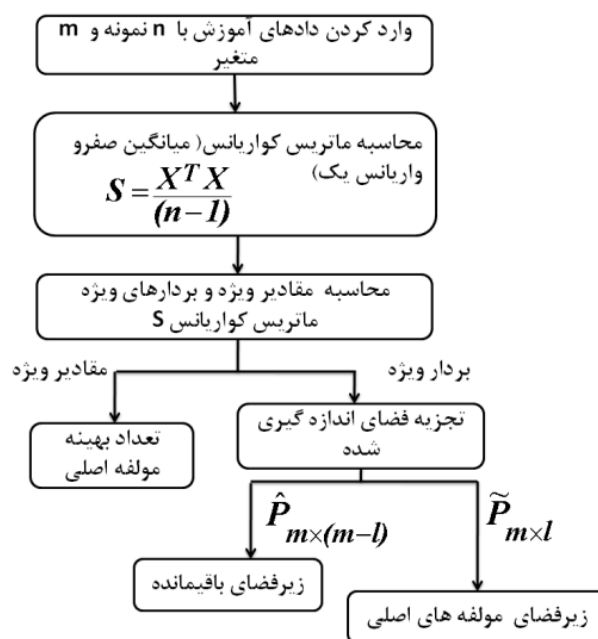
$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_3 \dots \mathbf{X}_n]^T \quad (4)$$

$$= \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

با توجه به اصول آماری، ماتریس \mathbf{S} به صورت زیر تخمین زده می شود:

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (5)$$

برای راحتی در محاسبه، ستون‌های ماتریس \mathbf{X} با میانگین صفر و واریانس یک هنجارسازی می شوند. با این کار، میانگین مقدار \mathbf{x} صفر می شود؛ یعنی $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}$. لذا معادله (5) به این صورت بازنویسی می شود:



شکل ۲. نمودار مدل سازی روش پی سی ای

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i)^T = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (6)$$

(۳) تجزیه مقادیر ویژه ماتریس کواریانس \mathbf{S} برای محاسبه m مقدار ویژه $\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \geq \lambda_m$ و بردارهای ویژه ماتریس \mathbf{P}

(۴) تعیین تعداد یک مؤلفه اصلی.

(۵) انتخاب و تعیین ماتریس بارگذاری $\hat{\mathbf{P}}$ براساس l تا از مؤلفه های اصلی.

۶) محاسبه ماتریس تصویر \mathbf{C} و $\tilde{\mathbf{C}}$ با استفاده از ماتریس $\hat{\mathbf{P}}$. برای این منظور از معادلات (۷ - ۸) استفاده می شود. لذا فضای اصلی \mathbf{m} بعدی داده‌ها با l مؤلفه اصلی و $m - l$ باقی مانده جایگزین می شود و در نتیجه همبستگی متغیرها از بین می رود.

$$\mathbf{C} = \hat{\mathbf{P}} \cdot \hat{\mathbf{P}}^T \quad (7)$$

$$\tilde{\mathbf{C}} = \tilde{\mathbf{P}} \cdot \tilde{\mathbf{P}}^T = (\mathbf{I} - \mathbf{C}) \quad (8)$$

بعد از آنکه مدل پی سی ای ساخته شد، آن می توان برای وجود تفاوت استفاده کرد.

۳-۳- تشخیص توسط روش پی سی ای: با استفاده از روش پی سی ای، بردار نمونه جدید \mathbf{x} می تواند به دو قسمت تجزیه شود:

$$\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}} + \tilde{\mathbf{x}} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{C}\mathbf{x} \quad (10)$$

$$\tilde{\mathbf{x}} = \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{x} \quad (11)$$

در فرمول، $\hat{\mathbf{x}}$ تصویر بردار نمونه \mathbf{x} در فضای مؤلفه های اصلی است و $\tilde{\mathbf{x}}$ تصویر بردار نمونه \mathbf{x} در فضای باقی مانده است. به طور کلی و در وضعیت عادی داده های هنجار در $\hat{\mathbf{x}}$ و داده های دارای عیب در $\tilde{\mathbf{x}}$ اتفاق می افتند. با وجود عیب، تغییرات غیرعادی در $\tilde{\mathbf{x}}$ رخ می دهد که در نتیجه آن تصویر در فضای باقی مانده افزایش می یابد. بنابراین، اندازه بزرگی تصویر یک مقدار اندازه گیری شده \mathbf{x} در فضای باقی مانده می تواند برای تشخیص وضعیت غیرعادی مورد استفاده قرار گیرد.

کمیت اس پی ای^۲ که کیو استاتیک^۳ هم نامیده می شود، نشان دهنده جمع مربعات اختلاف بین \mathbf{x} و مؤلفه های اصلی در مدل پی سی ای است و از معادله ۱۲ به دست می آید.

$$Q - \text{statistics} = \text{SPE}(\mathbf{x}) = \|\tilde{\mathbf{x}}\|^2 = \|\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \mathbf{C})\mathbf{x} \quad (12)$$

همان طور که در معادله ۱۲ نشان داده شده است، پارامتر اس پی ای برای تعیین فضای باقی مانده استفاده می شود. لذا، کمیت اس پی ای به طور مستقیم از روی مدل پی سی ای و بردار اندازه گیری شده \mathbf{x} محاسبه می شود. کمیت Q_α حد آستانه و محدوده اطمینان^۴ برای اس پی ای را نشان می دهد که از معادله ۱۳ محاسبه می شود.

$$Q_\alpha^2 = \theta_1 \left[\frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{1/h_0} \quad (13)$$

$$\theta_1 = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j \theta_2 = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^2 \theta_3 = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^3 \quad (14)$$

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2} \quad (15)$$

1. Projection Matrix
4. Confidence Limit

2. SPE

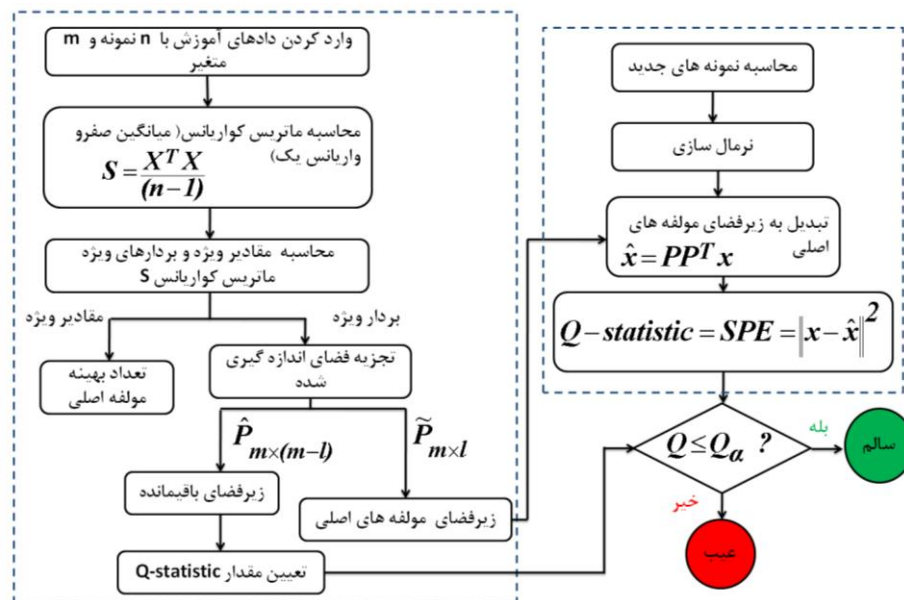
3. Q-Statistic

در این معادله C_α حد اطمینان در توزیع عادی است. λ نیز مقادیر ویژه ماتریس کواریانس S است. هنگامی که $SPE(\mathbf{x}) \leq Q_\alpha^2$ باشد، سیستم در وضعیت عادی و سالم است. اما وقتی که $SPE(\mathbf{x}) \geq Q_\alpha^2$ باشد، سیستم در وضعیت غیرعادی است.

تعیین تعداد مؤلفه‌های اصلی یکی از مهم‌ترین قسمت‌ها در روش پی‌سی‌ای است. از پارامتر واریانس درصد انباشتگی^۱ برای تعیین این کمیت استفاده می‌شود. تعداد l از روی مشخصه سی‌پی‌وی^۲ طوری حساب می‌شود که مقدار سی‌پی‌وی تعداد l تا از بزرگ‌ترین مقادیر ویژه، به یک حد از پیش تعیین شده (برای مثال $CPV_\alpha = 95\%$) برسد. به عبارت دیگر داریم:

$$CPV(l) = \frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \times 100\% \geq CPV_\alpha \quad (16)$$

شکل ۳ نمودار استفاده از روش پی‌سی‌ای در عیب‌یابی (تشخیص) را نمایش می‌دهد.



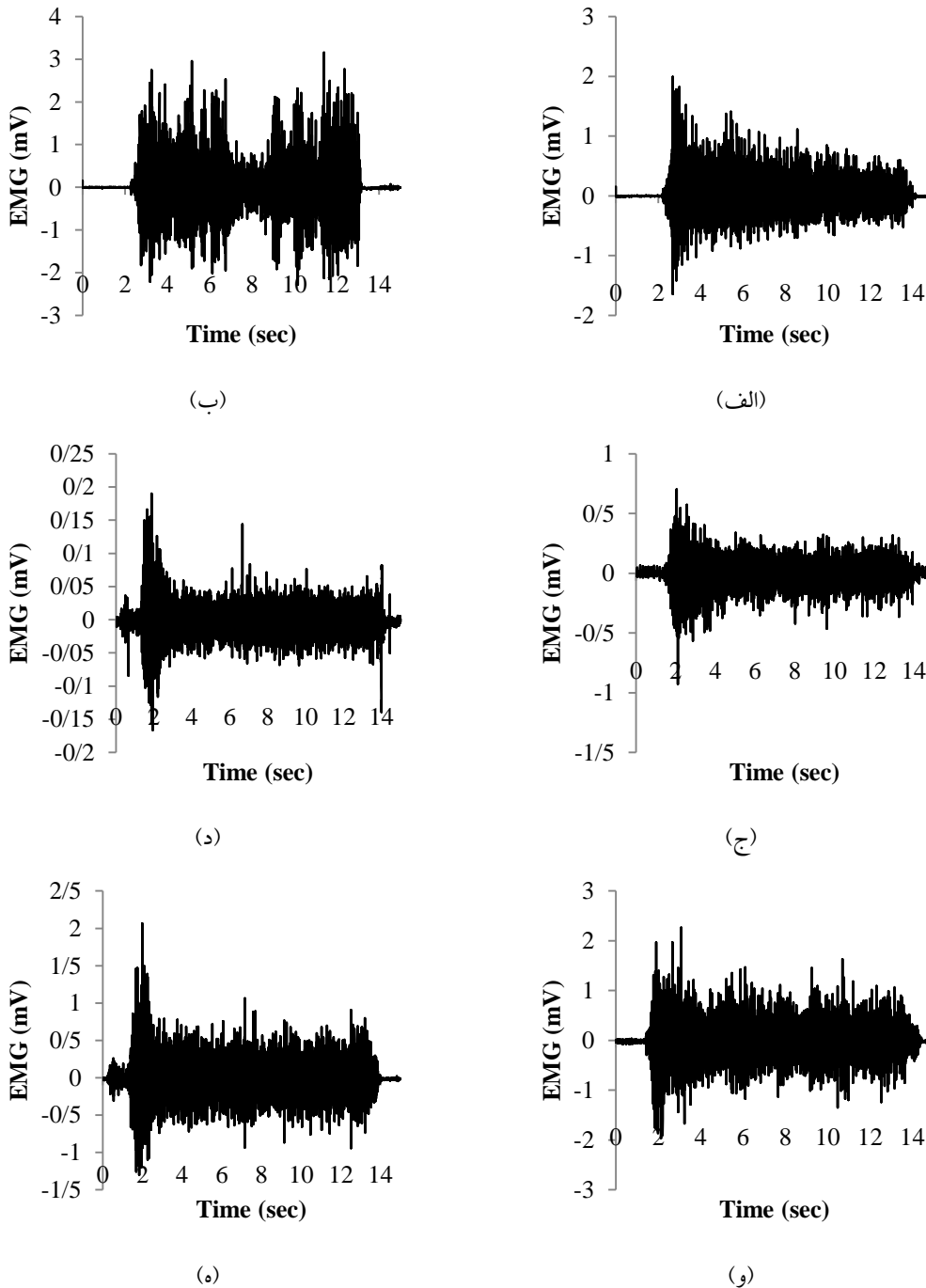
شکل ۳. نمودار تشخیص به کمک روش پی‌سی‌ای

ماتریس کواریانس S با استفاده از ویژگی‌های افراد سالم به دست می‌آید. سپس تجزیه مقادیر مشخص ماتریس کواریانس انجام می‌شود تا ماتریس بردار ویژه P به دست آید. در مرحله بعد، مشخصه سی‌پی‌وی محاسبه می‌شود و تعداد l مؤلفه اصلی به دست می‌آید. در این مقاله مقدار l محاسبه شده برابر ۳ است. پس از محاسبه تعداد بهینه مؤلفه اصلی، ماتریس بارگذاری \tilde{P} و در نتیجه ماتریس‌های تصویر C و \tilde{C} قابل محاسبه هستند. بدین ترتیب، مدل پی‌سی‌ای برای افراد سالم ساخته می‌شود. در این مطالعه حد آستانه Q_α^2 برای اس‌پی‌ای با توجه به سطح اطمینان ۹۵ درصد محاسبه شده است، که برابر با $0/584$ بدست آمده است.

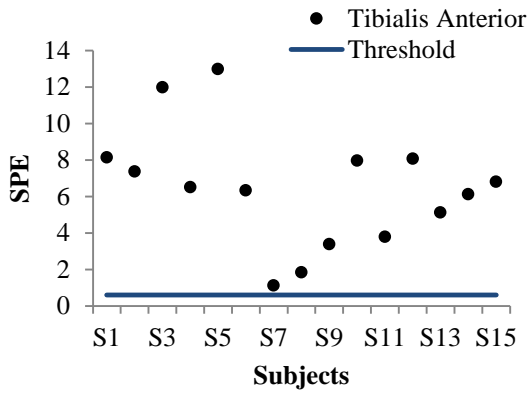
1. Cumulative Percent Variance (CPV)
2. CPV

یافته‌ها

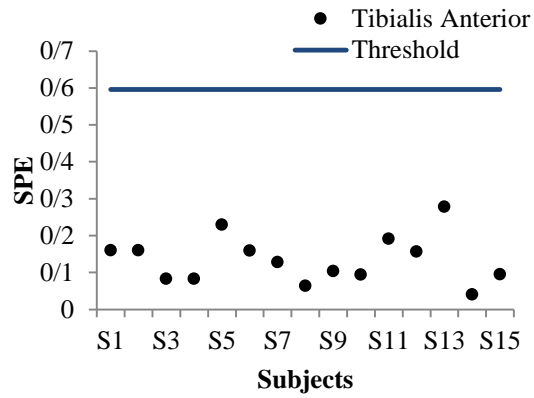
شکل ۴، سیگنال ثبت شده از سه عضله ذکر شده برای فرد سالم و فرد بیمار را نشان می‌دهد. به طور کلی، زمان اجرای هر آزمون ۱۰ ثانیه است و پس از هر بار اجرای آزمون فرد ۳۰ ثانیه استراحت کرده است.



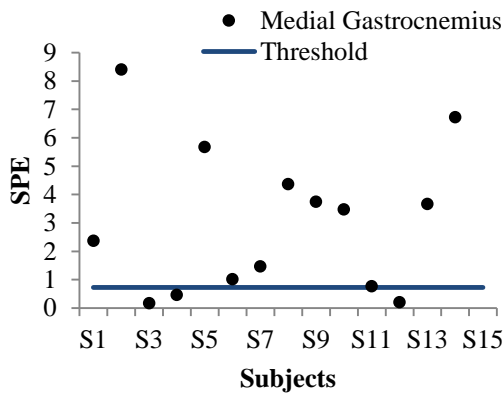
شکل ۴. سیگنال خام الکترومایوگرام: الف) عضله درشت‌نی قدامی داوطلب سالم، ب) عضله درشت‌نی قدامی داوطلب بیمار عضله، ج) عضله دوقلو داخلی داوطلب سالم، د) عضله دوقلو داخلی داوطلب بیمار، و) عضله دوقلو خارجی داوطلب سالم و ه) عضله دوقلو خارجی داوطلب بیمار



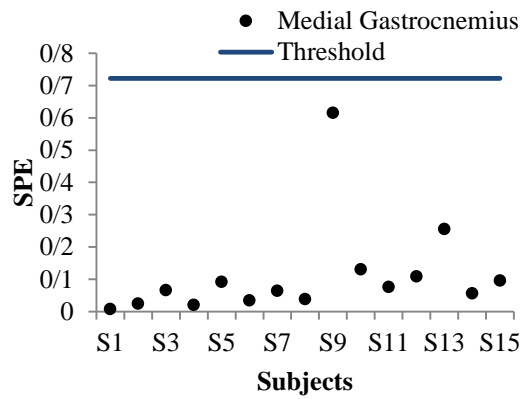
(ب)



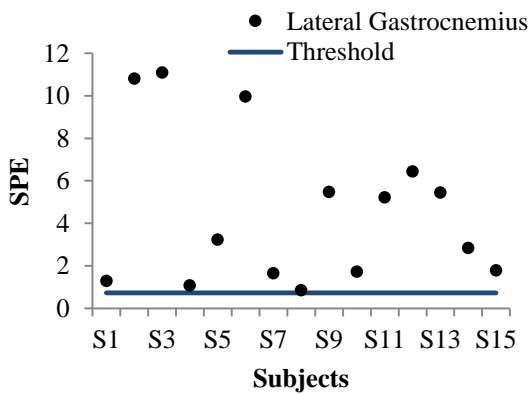
(الف)



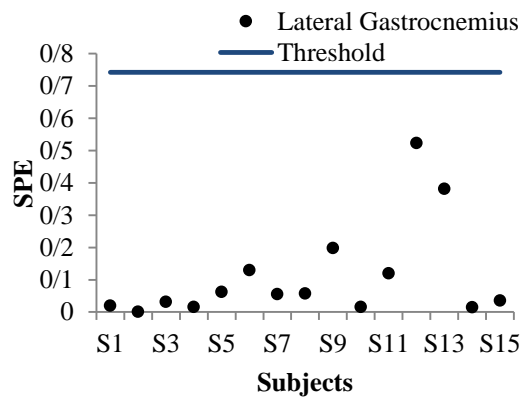
(د)



(ج)



(ه)



(و)

شکل ۵. نمودار اسپای در روش پی سی ای: الف) عضله درشت نی قدامی داوطلب سالم، ب) عضله درشت نی قدامی داوطلب بیمار عضله، ج) عضله دوقلو داخلی داوطلب سالم، د) عضله دوقلو داخلی داوطلب بیمار، و) عضله دوقلو خارجی داوطلب سالم و ه) عضله دوقلو خارجی داوطلب بیمار

شکل ۵ مقدار اسپسی ای داده‌ها برای ۱۵ فرد سالم و ۱۵ داوطلب بیمار را نشان می‌دهد. همان‌طور که از این شکل پیداست، مقدار اسپسی ای تمام داوطلبان سالم از حد آستانه کمتر است. در صورتی که برای داوطلبان بیمار این مقدار از حد آستانه بالاتر است. این مسئله نشان می‌دهد که بین ویژگی‌های استخراج شده تفاوت معناداری وجود دارد و روش پی‌سی ای توانسته به خوبی این تفاوت را آشکار کند. با توجه به نتایج نشان داده شده در شکل ۵ می‌توان نتیجه گرفت که بیشترین تفاوت در عضله‌های درشت‌نی قدامی و دوقلوی خارجی وجود دارد. همچنین، می‌توان دریافت که روش پی‌سی ای تفاوت سیگنال الکترومایوگرام افراد سالم و بیمار را برای عضله‌های درشت‌نی قدامی و دوقلوی خارجی ۱۰۰ درصد و برای عضله دوقلوی داخلی ۸۰ درصد تشخیص می‌دهد. نتایج به دست آمده در این تحقیق نشان می‌دهد که می‌توان از روش پی‌سی ای برای تشخیص بیماری یا سلامت استفاده کرد و در واقع تفاوت معناداری بین ویژگی‌های افراد سالم و افراد مبتلا به شین اسپلیت وجود دارد.

بحث

هدف اصلی این پژوهش تشخیص بیماری شین اسپلیت از روی سیگنال الکترومایوگرام عضله‌های درشت‌نی قدامی، دوقلو داخلی و دوقلو خارجی است. در واقع، پژوهش حاضر با هدف بررسی ارتباط بین میزان فعالیت عضلات ساق پا با بروز بیماری شین اسپلیت با هدف دستیابی به ابزاری تشخیصی انجام شد. در این خصوص، سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات ساق پا از ورزشکاران سالم و مبتلا به شین اسپلیت ثبت شد و مورد ارزیابی قرار گرفت. در این پژوهش ۲۷ ویژگی (۱۸ ویژگی در حوزه زمان و مابقی در حوزه فرکانس) از سیگنال‌های الکترومایوگرام ثبت شده برای تشخیص بیماری شین اسپلیت استخراج شد. سپس، از روش پی‌سی ای به منظور پیدا کردن تفاوت بین ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال الکترومایوگرام افراد سالم و بیمار استفاده شد. برای ساخت مدل پی‌سی ای و محاسبه اسپسی ای از ویژگی‌های افراد سالم استفاده شده است. حد آستانه برای اسپسی ای با توجه به سطح اطمینان ۹۵ درصد محاسبه شده است، که برابر با ۰/۵۸۴ به دست آمده است. معیار تشخیص این گونه انتخاب شد که هنگامی که مقدار اسپسی ای، بالای حد آستانه قرار گیرد، فرد مورد نظر مبتلا است و درحالی که در زیر حد آستانه باشد، داوطلب سالم است و مبتلا به بیماری شین اسپلیت نیست.

نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که بیشترین تفاوت بین افراد سالم و بیمار در عضله‌های درشت‌نی قدامی و دوقلوی است می‌باشد. همچنین نتایج نشان می‌دهند که استفاده از روش پی‌سی ای می‌تواند گام مناسبی برای تشخیص بیماری شین اسپلیت تا حد مطلوب و مقبول باشد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله بر خود واجب می‌دانند که از کارکنان آزمایشگاه تربیت‌بدنی دانشگاه فردوسی مشهد و تمام افرادی که در گروه تجربی و کنترل یاری‌بخش ما در این پژوهش بودند کمال تشکر و قدردانی را به‌جا آورند.

منابع

1. Moen, M.H., Bongers, T., Bakker, E.W., Zimmermann, W.O., Weir, A., Tol, J.L., Backx, F.J. (2012). Risk factors and prognostic indicators for medial tibial stress syndrome. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*. 22(1): 34-9.
2. Banerjee, P., McLean, C. (2011). Chronic exertional compartment syndrome with medial tibial stress syndrome in twins. *Orthopedics*. 34(6): 219-21.
3. Tweed, J.L., Campbell, J.A., Avil, S.J. (2008). Biomechanical risk factors in the development of medial tibial stress syndrome in distance runners. *Journal of the American Podiatric Medical Association*. 98(6): 436-44.
4. Yates, B., White, S. (2004). The incidence and risk factors in the development of medial tibial stress syndrome among naval recruits. *The American Journal of Sports Medicine*. 32(3): 772-80.
5. Hubbard, T., Carpenter, E., Cordova, M. (2009). Contributing factors to medial tibial stress syndrome; a prospective investigation. *Medicine and Science in Sports and Exercise*. 41(3): 490-6.
6. Willems, T.M., Witvrouw, E., Cock, A.D., Clercq, D.D. (2007). Gait-related risk factors for exercise-related lower-leg pain during shod running. *Medicine & Science in Sports & Exercise*. 39(2): 330-9.
7. Moen, M., Tol, J., Weir, A., Steunebrink, M., Winter, D. (2009). Medial tibial stress syndrome: A critical review. *Sports Medicine*. 39(7): 523-46.
8. Richile, D., Kelso, S.F., Bellucci, P.A. (1985). Aerobic dance injuries: a retrospective study of instructors and participants. *Physician Sportsmedicine Journal*. 13: 130-40.
9. Stacy, R.J., Hungerford, R.L. (1984). A method to reduce workrelated injuries during basic recruits training in the New Zealand Army. *Military Medicine*. 149(6): 318-20.
10. Myburge, K.H., Grobler, N., Noakes, T.D. (1988). Factors associated with shin soreness in athletes. *Physician and Sportsmedicine*. 16(4): 129-34.
11. http://seniam.org/sensor_location.htm
12. Hashemi, J., Morin, E., Mousavi, P., Katherine, M., Hashtrudi-Zaad, K. (2012). EMG-force modeling using parallel cascade identification. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 22(3): 469-77.
13. Konrad, P. (2005). *The ABC of EMG: A practical introduction to kinesiological electromyography*. Version 1.0, Noraxon. U.S.A. Inc.
14. Rathleff, M.S., Samani, A., Olesen, C.G., Kersting, U.G., Madeleine, P. (2011). Inverse relationship between the complexity of midfoot kinematics and muscle activation in patients with medial tibial stress syndrome. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 21(4): 638-44.
15. Yuksel, O., Ozgurbuz, C., Ergun, M., Islegen, C., Taskiran, E., Denerel, N., Ertat, A. (2011). Inversion/Eversion strength dysbalance in patients with medial tibial stress syndrome. *Journal of Sports Science and Medicine*. 10(4): 737-42.
16. Sokhangouei, Y., Afsharmand, Z. (2012). *Biomechanics and pato Biomechanics muscle (Persain)*. Sports Publication.
17. Leetun, D., Ireland, M., Wilson, J., Ballantyne, B., Davis, I. (2004). Core stability measures as risk factors for lower extremity injury in athletes. *Medicine & Science in Sports & Exercise*. 36(6): 926-34.
18. Couture, D., Karlson, K. (2002). Tibial stress injuries: decisive diagnosis and treatment of "shin splints. *The Physician Sportsmedicine*. 30(6): 29-37.
19. Biering-Sorensen, F. (1984). Physical measurements as risk factors for low-back trouble over a one year period. *Spine*. 9(2):106-19.
20. Clement, D. (1974). Tibial stress syndrome in athletes. *The American Journal of Sports Medicine*. 2(2): 81-5.
21. Zardoshti-Kermani, M., Wheeler, B.C., Badie, K., Hashemi, R.M. (1995). EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 3(4): 324-33.
22. Han-Pang, H., Chun-Yen, C. (1999). Development of a myoelectric discrimination system for a multi-degree prosthetic hand, *Int. Conf. Robotics and Automation*. 3: 2392-7.
23. Boostani, R., Moradi, M. (2003). Evaluation of the forearm EMG signal features for the control of a prosthetic hand. *Physiological Measurement*. 24(2): 309-19.
24. Oskoei, M., Hu, H. (2008). Support vector machine based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 55(8): 1956-65.
25. Wang, G., Wang, Z., Chen, W. (2006). Classification of surface EMG signals using optimal wavelet packet method based on Davies- Bouldin criterion. *Medical and Biological Engineering and Computing*. 44(10): 865-72.
26. Oskoei, M.A., Hu, H. (2006). GA-based Feature Subset Selection for Myoelectric Classification. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. 1465-70.
27. Wang, S., Xiao, F. (2004). AHU sensor fault diagnosis using principal component analysis method. *Energy and Buildings*. 36(2): 147-60.
28. Wang, S., Zhou, Q., Xiao, F. (2010). A system-level fault detection and diagnosis strategy for HVAC systems involving sensor faults. *Energy and Buildings*. 42(4): 477-90.
29. Xiao, F., Wang, S., Xu, X., Ge, G. (2009). An isolation enhanced PCA method with expert-based multivariate decoupling for sensor FDD in air-conditioning systems. *Applied Thermal Engineering*. 29(4): 712-22.