

## تشخیص پارگی منیسک زانو با استفاده از پردازش سیگنال‌های ویبراسیون زانو

احسان حسین‌زاده<sup>۱</sup>، دکتر علی شیخانی<sup>۲</sup>، دکتر افسانه صفرچراتی<sup>۳</sup>

۱- کارشناسی ارشد برق الکترونیک- دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات قزوین

۲- استادیار دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

۳- دکترای تخصصی پزشکی ورزشی- عضو هیئت علمی دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی ایران

### چکیده

**زمینه و هدف:** آسیب دیدگی مفصل زانو از مهمترین آسیب‌های رایج در زندگی روزمره افراد و ورزش‌های پرتحرک می‌باشد. از شایع‌ترین آسیب‌ها در مفصل زانو می‌توان آسیب‌های منیسک، رباط صلیبی و پارگی این اعضا را عنوان نمود. تشخیص‌های پارگی منیسک عموماً به صورت بالینی و با استفاده از تصاویر رزونانس مغناطیسی (Magnetic Resonance Imaging: MRI) می‌باشد. هدف ما در این مقاله استفاده از ثبت و ضبط سیگنال‌های ویبراسیون زانو (Vibroarthrography: VAG) برای تشخیص پارگی منیسک می‌باشد.

**مواد و روش‌ها:** در این تحقیق بر روی ۲۰ شخص سالم و ۲۰ شخص بیمار که پارگی منیسک آنها مورد تایید پزشک و تصاویر عکس برداری بوده است آزمایش انجام داده و در مدت ۱۵ ثانیه ۳ بار از پای مصدوم و سالم، با دستگاه الکترواستتوسکوپ سیگنال ثبت کرده ایم. از هر بیمار تاییدیه رضایت و سلامت آزمایش دریافت شد و برای ثبت سیگنال‌ها محل قرار گیری پروب روی زانو اصلاح شد.

**یافته‌ها:** پس از ثبت سیگنال‌ها، آنها را پردازش کرده و با کاهش نویز آنها با الگوریتم تجزیه مقدار منفرد (Singular Value Decomposition (SVD))، چهار ویژگی از این سیگنال‌ها در حوزه انرژی و فرکانس که شامل پارامتر انرژی (Energy Parameter: EP)، پارامتر انرژی بسط داده شده (Energy Spread Parameter: ESP)، پارامتر فرکانس (Frequency Parameter: FP) و پارامتر فرکانس بسط داده شده (Frequency Spread Parameter: FSP) استخراج کرده‌ایم و سپس میانگین و انحراف استاندارد هر ویژگی را در نظر گرفته و مجموعاً هشت ویژگی را تجزیه و تحلیل نموده‌ایم. آنالیزهای آماری نشان داده‌اند که ویژگی‌ها دارای  $P < 0.05$  بوده‌اند. در این تحقیق ما از سه روش برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده کردیم. روش پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان و K نزدیکترین همسایه که به ترتیب دارای  $(0.82 \pm 0.1670)$  و  $(0.84 \pm 0.0958)$  و  $(0.943 \pm 0.0895)$  درصد صحت و انحراف استاندارد بوده‌اند. روش k نزدیکترین همسایه دارای بیشترین درصد صحت بوده است.

**نتیجه گیری:** روش پردازش سیگنال‌های ویبراسیون زانو روشی مناسب و غیرتهاجمی برای تشخیص پارگی منیسک زانو می‌باشد که می‌تواند باعث صرفه‌جویی در زمان و همچنین کاهش هزینه باشد.

**کلید واژه‌ها:** آسیب شناسی مفصلی، پارگی منیسک، سیگنال‌های VAG، تجزیه مقدار منفرد (SVD)، توزیع زمان-فرکانس

(ارسال مقاله ۱۳۹۴/۵/۲۴، پذیرش مقاله ۱۳۹۴/۸/۱۰)

**نویسنده مسئول:** دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، گروه برق و الکترونیک، قزوین، ایران

**Email:** sheikhani\_al\_81@srbiau.ac.ir, sheikhaniali@yahoo.com

### مقدمه

لذا استفاده از ابزار دیگری همچون ویبراسیون آرتروگرافی (Vibroarthrography: VAG) می‌تواند این محدودیت‌ها را کم کند. سیگنال‌های VAG در طول خم و راست شدن زانو بوجود می‌آیند که سیگنال‌های صوتی لرزش مفاصل را نمایش می‌دهند. ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های VAG افراد آسیب دیده یا افرادی که دارای پارگی‌های منیسک و رباط صلیبی می‌باشند با افراد سالم می‌تواند متفاوت باشد. پیدا کردن مشکلات مفصل زانو با استفاده از آنالیز سیگنال‌های VAG می‌تواند از عمل‌های جراحی غیرضروری جلوگیری نماید و روشی مفیدتر را برای بیمار فراهم آورد. (۱)

روش‌های غیرتهاجمی برای تشخیص بیماری‌های

روش‌های غیرتهاجمی مانند تصاویر اشعه ایکس، تصاویر رزونانس مغناطیسی (Magnetic Resonance Imaging: MRI) و روش‌های تهاجمی مانند آرتروسکوپی بطور گسترده ابزاری برای تشخیص پاتولوژی مفاصل می‌باشند. روش آرتروسکوپی که در آن سطح غضروف با کابل فیبر نوری مشاهده می‌شود به عنوان روش طلایی و کم ریسک برای پیش‌بینی و تشخیص شرایط مفاصل زانو می‌باشد. روش آرتروسکوپی نمی‌تواند برای آزمایش‌های معمولی استفاده شود زیرا ممکن است بعضی شکاف‌ها تحمل تکرار پارگی با روش آرتروسکوپی را نداشته باشند. اما این روش‌های درمانی، روش‌هایی محدود برای کشف پاتولوژی‌های غضروف‌ها می‌باشند،

همکارانش تشریح کردند که توان میانگین سیگنال شتاب در بازه ۱۰۰ الی ۵۰۰ هرتز بطور قابل توجهی برای بیماران اسپوندیلوآرتروپاتی در مقایسه با بیماران روماتوئید آرتروز متفاوت است. (۱۲)

سیگنال‌های VAG نمی‌توانند به آسانی توسط روش‌های پردازش سیگنال معمولی، آنالیز شوند. به همین دلیل سمع صدا تاکنون بطور گسترده برای تشخیص پاتولوژی‌های غضروف استفاده نشده است، با این وجود روشی مفید و قابل اتکا می‌باشد (۱). هدف این تحقیق پردازش سیگنال‌های VAG زانوی افراد دارای پارگی منیسک زانو در مقایسه با افراد نرمال به منظور استخراج ویژگی‌هایی در حوزه زمان و فرکانس است که با بکارگیری آنها بتوان با صحت بالا به تشخیص بیماری دست یافت.

### روش بررسی

۱-۲ تعداد شرکت کنندگان در آزمایش

در این تحقیق بر روی ۴۰ شخص که شامل ۲۰ شخص بیمار (۶ زن و ۱۴ مرد) و ۲۰ شخص سالم (۵ زن و ۱۵ مرد) آزمایش انجام شد. تشخیص پزشک با استفاده از آزمایشات بالینی و تصاویر MRI، بیمار یا سالم بودن اشخاص را تایید می‌کند. بیماران مورد آزمایش دارای پارگی منیسک (هر نوع پارگی شامل جانبی، داخلی و کامل) می‌باشند. تمامی افراد مورد آزمایش در این تحقیق پیشینه‌ای در زمینه درمان و آسیب‌دیدگی مانند آرتروز، پارگی رباط صلیبی و عمل جراحی در زانوهای خود نداشته‌اند. همچنین فرم رضایت‌نامه جهت انجام آزمایش از تمامی افراد سالم و بیمار جهت شرکت در این تحقیق دریافت شده است.

۲-۲ نوع و ابزار آزمایش

ما از یک الکترواستتوسکوپ (لیتمن مدل ۳۲۰۰) با پهنای باند فرکانسی در محدوده ۲۰۰-۲۰ هرتز برای جمع‌آوری، ثبت و ضبط سیگنال‌های VAG استفاده کردیم. (شکل ۱)

مفصلی از طریق سمع صدا از سال ۱۹۷۰ گزارش شده است. رابرت هوک برای اولین بار به روش سمع صدا اعتبار بخشیده و به عنوان اولین پیشنهاد اظهار کرد که نویزهای مفصلی می‌تواند به عنوان نشانه‌های تشخیصی در مصدومیت‌های بیماران استفاده شود (۲). مقاله‌ای با عنوان ارزش سمع صدای مفاصل توسط والتر در سال ۱۹۲۹ منتشر شد که در آن صدای مفصل ۱۶۰۰ بیمار طبقه‌بندی شد. مولن و همکاران گزارش دادند که سنسورهای ویراسیون تماسی برای ثبت و ویراسیون مفاصل زانو، بهتر و مفیدتر از روش‌های ثبت صوتی اولیه می‌باشد. (۳) چندین تحقیق در ارتباط با طبقه‌بندی سیگنال‌های VAG بین افراد نرمال و بیمار بر طبق شرایط پاتولوژیکی با استفاده از روش‌های مدلسازی مانند کمترین مربعات (۴)، مدلسازی پیش‌بینی خطی (۵) و روش‌هایی همچون آنالیز زمان-فرکانس، تجزیه ویولت (۶) و روش طبقه‌بندی با استفاده از پنجره پارزن (۷) انجام شده است. کرنوهان و همکارانش گزارش دادند که ۸۶٪ بیماران با مصدومیت منیسک سیگنال‌های ویژه‌ای را بوجود می‌آورند که صدای کریپیتوس در مفصل آنها می‌تواند نشانه‌ای برای فاسد شدن غضروف‌های آنها می‌باشد. آنها دریافتند که بزرگترین جابه‌جایی در منطقه آسیب بوده و در زاویه مشترکی از زانو در سیکل‌های مختلف تکرار شده است (۸). مک کوی و همکارانش نشان دادند با استفاده از آنالیز صدای زانو امکان تشخیص بیماری‌های کندرومالسیا پاتلا، ضایعات منیسک، آرتريت‌ها بر اساس تقسیم‌بندی پیک صداها در گروه‌های مختلف فرکانسی وجود دارد (۹). رانگایان و همکارانش یک جهش ناگهانی سیگنال صوتی را در ضایعات منیسک گزارش دادند که طول مدت کوتاهی را در بازه صفر تا ۲۰۰ هرتز نشان می‌داد، در حالیکه در کندرومالسیا خفیف سیگنال‌های صوتی با طول مدت بلند در بازه صفر تا ۳۰۰ هرتز نشان داده شد. (۱۰)

ناگاتا و همکارانش پروسه‌ای را برای کاهش نویز در ثبت صدای مفصل زانو و آنالیزهای فرکانسی بالقوه از سیگنال‌های صدا با استفاده از آنالیزور طیف باند باریک در تشخیص آرتروزها، مورد بحث قرار دادند (۱۱). ردی و



شکل ۱- تصاویری از سیستم ثبت سیگنال‌ها

(مطابق شکل ۲) نیز برای کنترل زوایای حرکتی بین استخوان فمور و تیبیا استفاده نمودیم. گونیامتر را در قسمت خارجی زانو قرار داده و زوایا را مشاهده می‌کنیم.

پس از ثبت سیگنال‌ها، می‌توانستیم سیگنال‌های دیجیتال را بر روی کامپیوتر (با استفاده از نصب نرم‌افزار ویژه دستگاه) مشاهده نماییم. فرکانس نمونه‌برداری ما در این آزمایش ۴۰۰۰ هرتز بوده است. همچنین از یک گونیامتر



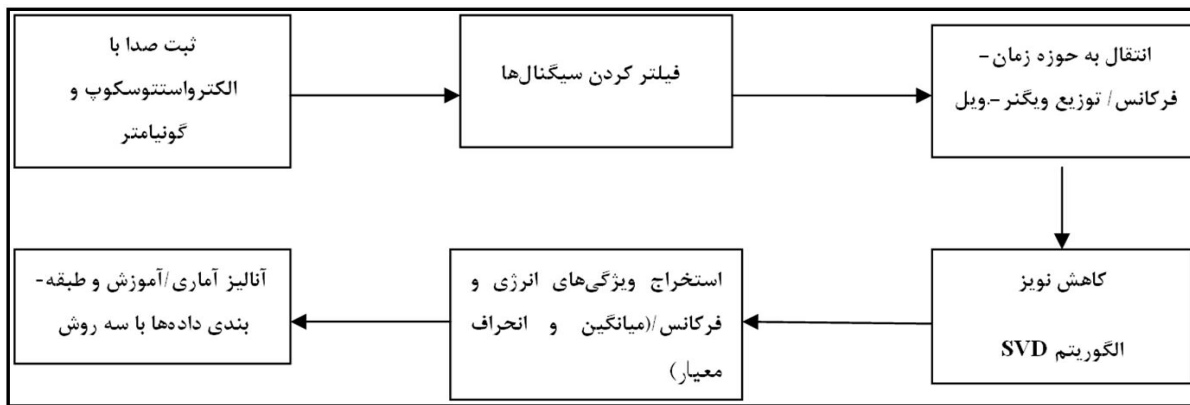
شکل ۲- کنترل زاویه حرکتی زانو با گونیامتر و ثبت سیگنال

صفر و سپس تا ۹۰ درجه می‌باشد. شخص مورد آزمایش بر روی تخت نشسته، پای او را بین زمین و تخت قرار داده و با قرار دادن استتوسکوپ و گونیامتر در دو طرف پای شخص، حرکت زانو را با یک سرعت کنترل شده ثابت بین ۹۰ تا صفر و سپس تا ۹۰ درجه، در مدت ۱۵ ثانیه، دو بار پای شخص را از حالت خم کامل تا صاف شدن کامل حرکت می‌دهیم. این آزمایش را بر روی هر شخص ۳ بار و با فاصله زمانی ۵ دقیقه

محدوده انتخاب شده برای سمع صدای حرکت زانو و ثبت سیگنال‌ها، قسمت بیرونی زانو برای بیماران با پارگی جانبی و قسمت داخلی زانو برای بیماران با پارگی منیسک خارجی می‌باشد. حرکت زانو شامل خم شدن کامل آن (زاویه بین فمور و تیبیا ۹۰ درجه) تا صاف شدن کامل آن (زاویه بین فمور و تیبیا صفر درجه) می‌باشد. هر دوره حرکتی شامل یک خم و راست شده کامل در مدت ۱۵ ثانیه در محدوده زاویه ۹۰ تا

۳-۲ پردازش سیگنال‌های VAG  
 ۱-۳-۲ بلوک دیاگرام کلی عملیات پردازش

استراحت انجام داده‌ایم. لازم به ذکر است جهت کاهش نویز در ثبت سیگنال قبل از انجام آزمایش پوست پا در ناحیه مورد آزمایش اصلاح شده است.



شکل ۳- بلوک دیاگرام مراحل انجام آزمایش

مختلط می‌باشد.

توزیع ویگنر-ویل در حالت کلی یک تابع مقدار حقیقی است که شرایط مرزی را ارضاء می‌کند و برای سیگنال‌ها وضوح نسبتاً مطلوبی را در زمان و فرکانس بوجود می‌آورد. جملات تداخلی و مقادیر منفی مهم‌ترین موانع استفاده از توزیع ویگنر-ویل به عنوان یک ابزار شناسایی برای کلیه سیگنال‌ها می‌باشند. تابع  $x(t)$  دوبار و به صورت‌های  $x$  و  $x^*$  در انتگرال ظاهر می‌شود که توزیع دوخطی با درجه دوم را ممکن می‌سازد. ارضاء شرایط مرزی و بسیاری خواص مطلوب دیگر موجب گستردگی استفاده از توزیع ویگنر-ویل شده است. (۱۳)

۳-۳-۲ کاهش نویز با الگوریتم SVD (Singular Value Decomposition : SVD)

الگوریتم SVD بطور عادی برای کاهش نویز استفاده می‌شود، در جایی که سیگنال‌های ناخوشایند با دامنه کوتاه به سیگنال‌های مورد علاقه اضافه می‌شوند. در مورد سیگنال‌های ارتروگرافی و ویراسیون، نویزهای محیطی بزرگ می‌تواند بر روی ویژگی‌های صوتی از سیگنال‌های VAG موثر باشد و باعث می‌شود که نویز با سیگنال‌های VAG ذاتی مخلوط شود. از جمله سیگنال‌هایی که می‌توانند به عنوان نویز در آزمایش موثر باشند، سیگنال‌های انقباض ماهیچه‌ها می‌باشند. در بسیاری از مطالعات از روش فیلترینگ تطبیق برای کاهش نویزهایی مانند انقباض ماهیچه‌ها استفاده می‌شود. در این تحقیق از الگوریتم SVD برای جداسازی سیگنال‌های مورد علاقه از سیگنال‌های VAG نویزی و حذف نویزهای مخلوط شده با سیگنال‌های ثبتی استفاده شده است. تجزیه مقادیر

شکل ۳، پروسه استفاده شده برای استخراج ویژگی، به منظور طبقه بندی داده‌ها به دو گروه بیمار و سالم را نشان می‌دهد. برای شروع ابتدا سیگنال‌های زانوی افراد را ثبت کرده و سیگنال‌های دیجیتالی ثبت شده را بر روی کامپیوتر مشاهده می‌کنیم. پس از ثبت سیگنال‌ها، آنها را فیلتر کرده، بدین صورت که پس از دریافت سیگنال یک محدوده کوچکی از ابتدای سیگنال (یک ثانیه) و انتهای سیگنال (یک ثانیه) را حذف می‌کنیم و یک بازه مشخص از ۱۵ ثانیه را انتخاب کرده و سیگنال‌ها را با فیلتر باند گذر باترورث درجه چهار و فرکانس قطع بین ۲۰ الی ۲۰۰۰ فیلترینگ می‌نماییم. سیگنال‌های VAG فیلتر شده با استفاده از توزیع ویگنر-ویل به حوزه زمان-فرکانس انتقال می‌یابند. سیگنال توزیع زمان-فرکانس سیگنالی است که در هر دو حوزه زمان و فرکانس نمایش داده می‌شود.

۲-۳-۲ توزیع ویگنر-ویل

توزیع ویگنر-ویل پایه‌ای ترین تابع در تابع‌های زمان-فرکانس مربعی محسوب می‌شود. توابع زمان-فرکانس دیگر مانند طیف نگار یا مقیاس تراکمی را می‌توان از توزیع ویگنر-ویل با انتخاب مناسب فاکتورهای هموارسازی بدست آورد. برای یک سیگنال  $s(t)$  با همبسته تحلیل  $x(t)$  توزیع ویگنر-ویل به صورت زیر تعریف می‌شود : (۱۳)

$$wvd(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

در معادله بالا  $t, \omega$  به ترتیب فرکانس و زمان زاویه‌ای می‌باشند.  $x(t)$  سیگنال تحلیلی و علامت \* نشان‌دهنده مزدوج

$$(۱۰) \quad ESP(t) = \left( \frac{\sum_{f=0}^{f_m} |X_e(t,f) - EP(t)|^2}{f_m} \right)^{1/2}$$

$$(۱۱) \quad FP(t) = \frac{\sum_{f=0}^{f_m} f X_e(t,f)}{\sum_{f=0}^{f_m} X_e(t,f)}$$

$$(۱۲) \quad FSP(t) = \left( \frac{\sum_{f=0}^{f_m} |f - FP(t)|^2 * X_e(t,f)}{\sum_{f=0}^{f_m} X_e(t,f)} \right)^{1/2}$$

در این جا  $f_m$  ماکزیمم فرکانس نشان داده شده است. پارامتر انرژی به عنوان میانگین  $X_e$  در هر بازه زمانی است که به عنوان تغییرات انرژی با زمان می‌باشد. پارامتر انرژی بسط داده شده، انرژی بسط داده شده بر روی یک بازه فرکانسی را اندازه گیری می‌کند. این پارامتر به عنوان انحراف استاندارد  $X_e$  در بازه زمانی خاص، محاسبه شد. این چهار پارامتر به عنوان وضعیت اصلی از سطح غضروف در مفصل زانو شناخته شده و برای تفکیک شرایط زانوی مصدوم از سالم، مناسب می باشند که میانگین و انحراف استاندارد هر کدام از این ویژگی‌ها به عنوان ضرایب ورودی برای شبکه عصبی می‌باشند که بین اعداد (۱،۱-۱) نرمالیزه می‌شوند.

۲-۳-۵ آنالیز آماری

برای بدست آوردن ویژگی های هر دو گروه ۲۰ شخص نرمال و ۲۰ شخص بیمار به روش t-test در نرم افزار SPSS (۲۱،۰) مورد مقایسه قرار گرفتند.

۲-۳-۶ طبقه بندی داده‌ها

پس از دریافت سیگنال‌های افراد، آنها را در نرم‌افزار متلب به اجرا درآورده و طبقه‌بندی نمودیم. پس از نرمالیزه کردن داده‌ها، تبدیل آنها به حوزه زمان-فرکانس، کاهش نویز با استفاده از الگوریتم SVD و استخراج ویژگی‌ها، سپس آنها را با استفاده از شبکه عصبی و آموزش و آزمایش داده‌ها طبقه‌بندی نمودیم. ما داده‌ها را ۱۰۰ بار مورد آزمایش قرار داده‌ایم و در مدل آموزش و آزمایش داده‌ها، ۲۰٪ داده‌ها را به طور تصادفی برای آزمایش و ۸۰٪ داده‌ها را برای تست مورد استفاده قرار داده‌ایم. ما در اینجا از سه نوع طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine: SVM) از نوع خطی، پرسپترون چندلایه (Multi Layer Perceptron: MLP) با چهار نورون در لایه میانی و هشت ورودی (ویژگی) و K نزدیکترین همسایه (K-Nearest Neighbor: KNN) با در نظر گرفتن مناسب‌ترین مقدار K استفاده نموده‌ایم که در هر کدام میانگین خطا و انحراف استاندارد متفاوتی بدست آورده‌ایم. شبکه‌های SVM در مقدار بهینه ریسک عملیاتی را حساب می‌کنند. مثلاً وقتی می‌خواهیم دو سری داده را تقسیم کنیم، SVM ریسک عدد طبقه‌بندی صحیح را بصورت یک سری

منحصر بفرد یک ماتریس X به فرم زیر است. (۱۴)

$$(۲) \quad X = U \Sigma V^T$$

که U یک ماتریس یکه‌ی  $m \times m$ ،  $\Sigma$  یک ماتریس قطری مستطیلی  $m \times n$  با مقادیر غیرمنفی در قطر اصلی خود می‌باشد و  $V^T$  یک ماتریس  $n \times n$  یکه می‌باشد. ورودی‌های قطری  $\Sigma_{i,i}$  از  $\Sigma$  به عنوان مقادیر منحصر بفرد از بردارهای X شناخته می‌شوند. (۱۴)

$$(۳) \quad \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_P, P = \min(m, n)$$

در معادله (۲)، X می‌تواند به دو فضای فرعی تقسیم شود. یکی تداخل امواج پر قدرت،  $X_i$  و دیگری فضای فرعی مستطیلی (متعامد)  $X_a$ .  $X_a$  شامل سیگنال‌های مورد علاقه و  $X_i$  شامل نویزهای محیطی می‌باشد. به طور کلی جداسازی این فضاهای فرعی می‌تواند به صورت زیر شرح داده شود: (۱۴)

$$(۴) \quad X = U \Sigma V^T = (U_i U_a) \begin{bmatrix} \Sigma_i & 0 \\ 0 & \Sigma_a \end{bmatrix} \begin{pmatrix} V_i^T \\ V_a^T \end{pmatrix}$$

$$(۵) \quad U_i U_i^T X = X V_i V_i^T = X_i$$

$$(۶) \quad U_a U_a^T X = X V_a V_a^T = X_a$$

برای تقسیم کردن ماتریس X به دو بخش  $X_i$  (سیگنال‌های مورد علاقه) و  $X_a$  (سیگنال‌های نویزی)، مرتبه ماتریس U یا V باید مشخص شود. مرتبه r با مقدار منحصر به فرد نرمالیزه شده مشتق خروجی، به دست می‌آید. پیدا کردن r با استفاده از مشتق، اثر فضاهای مشترک را در تغییر ساختار اطلاعات مهم در سیگنال، کاهش می‌دهد. ماتریس مجزای سیگنال‌های مورد علاقه ( $X_i$ ) را می‌توان با فرمول زیر شرح داد. نوسانات دامنه کوتاه از ماتریس‌های مقادیر منحصر بفرد  $U_i$  و  $V_i$ ، با استفاده از فیلتر سطحی با چند جمله‌ای درجه سه، ( $U_i/V_i$ ) با یک سایز فریم مشخص، کاهش داده می‌شود.

$$(۱۴) \quad X_i = U_i \Sigma_i V_i^T \quad (۷)$$

ماتریس سیگنال افزایش یافته،  $X_e$ ، با ضرب ماتریس‌های  $U_e$  و  $V_e$  و  $\Sigma_e$  ماتریس‌های نرمالیزه شده ماتریس‌های مشتق ماتریس‌های بالا می‌باشد. (۱۴)

$$(۸) \quad X_e = \Sigma_e V_e U_e$$

۲-۳-۴ استخراج ویژگی‌ها

چهار پارامتر زمان فرکانس از ماتریس‌های بهبود یافته،  $X_e$ ، که از سیگنال‌های ویراسیون زمان فرکانس مشتق شده است عبارتند از: پارامتر انرژی، انرژی بسط داده شده، پارامتر فرکانس و فرکانس بسط داده شده به عنوان ویژگی‌های استخراج شده، به صورت فرمول‌های زیر تعریف شدند (۱):

$$(۹) \quad EP(t) = \frac{\sum_{f=0}^{f_m} X_e(t,f)}{f_m}$$

محاسبه می‌شوند. به این خطوط بردارهای پشتیبان می‌گویند زیرا از قلمرو هر دو گروه محافظت می‌کنند.

$W = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\}$  بردار وزن است و برابر با  $b$  یک اسکالر است. مثلاً در یک فضای شاخص دو بعدی داریم:

$$(13) \quad w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 = 0$$

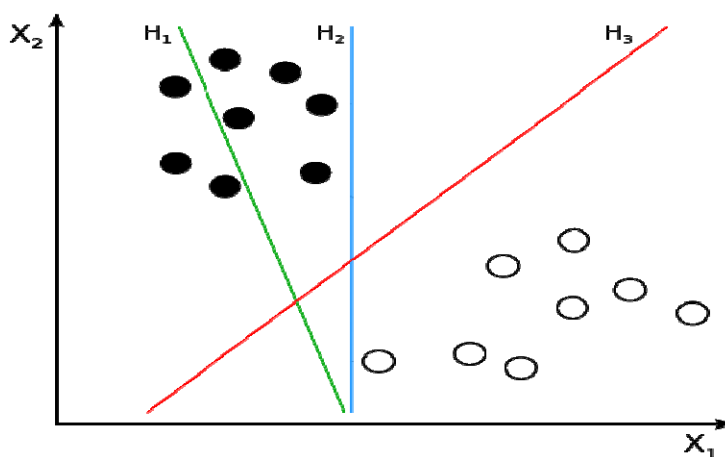
هر نقطه‌ای که در بالای این خط بیافتد شرط زیر را داراست:

$$(14) \quad w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 > 0$$

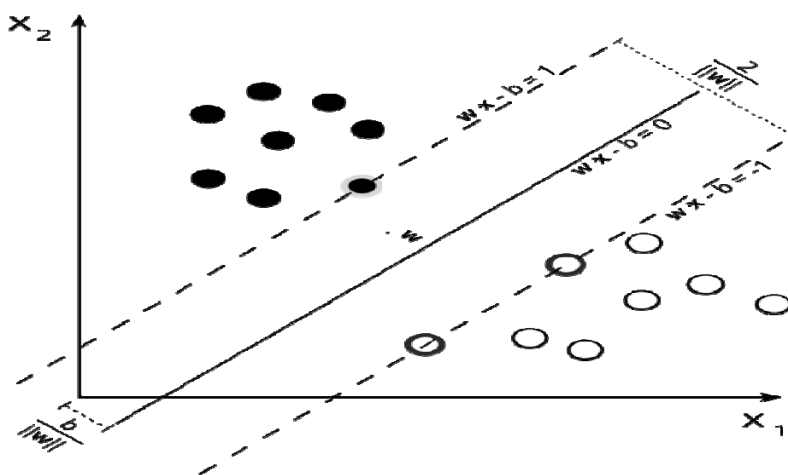
هر نقطه‌ای که در زیر این خط بیافتد شرط زیر را داراست:

$$(15) \quad w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 < 0$$

کمیت‌های عددی بیان می‌کند و سپس مقدار کمینه آن را حساب می‌کند. اما یک شبکه عصبی MLP وقتی مقدار تفکیک کمینه باشد، آن را به عنوان یک راه‌حل انتخاب می‌کند. همان‌طور که در شکل (۲) نشان داده شده است برای یک طبقه‌بند MLP، خطوط جداساز  $H_2$  خوب است چون تفکیک می‌کند و چون خطایش صفر است. اما برای طبقه‌بند SVM،  $H_3$  بهتر است چون کمترین ریسک عملیاتی را دارد. در شکل (۳) ما با استفاده از یک معادله کلی تفکیک کننده خطی ( $W^T X - b = 0$ ) می‌توانیم جداسازی با کمترین ریسک را بین دو گروه انجام دهیم. دو خط دیگر که در طرفین خط جداسازی قرار دارند نیز با استفاده از روابط ریاضی و تعیین فاصله برابر آنها تا خط وسط



شکل ۲- جداسازی دو گروه با خطوط مختلف (۱۵)



شکل ۳- نحوه جداسازی طبقه‌بند SVM با استفاده از بردارهای مرزی (۱۵)

SVM: Support Vector Machine

شده است. هدف پیدا کردن نزدیکترین نقطه در  $S$  به  $q$  است. در بسیاری از موارد فضای  $M$  به صورت یک فضای اقلیدسی  $d$  بعدی و فاصله بین نقاط با معیار اقلیدسی سنجیده می‌شود. در طبقه‌بندی به روش  $K$  نزدیکترین همسایه ابتدا پارامتر  $K$  را

جستجوی نزدیکترین همسایه یک مسئله بهینه سازی برای پیدا کردن نزدیکترین نقطه‌ها در فضاهای متریک است. بدین صورت که مجموعه  $S$  شامل تعدادی نقطه در یک فضای متریک مانند  $M$  و نیز یک نقطه پرس‌وجوی  $q \in M$  داده

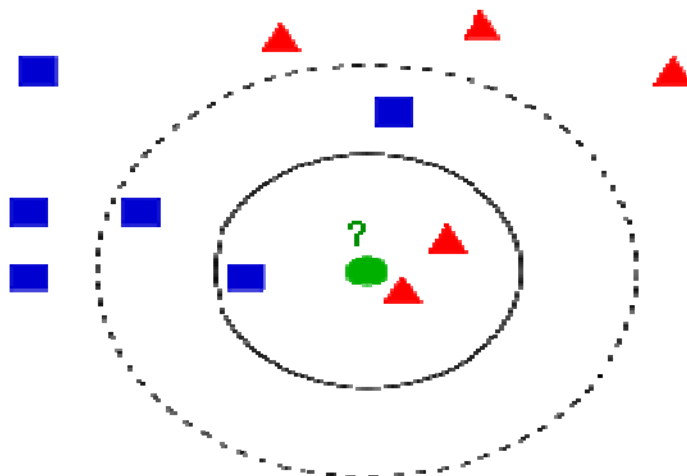
$$\text{Dist}(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad (18)$$

نمونه‌ای از روش K نزدیکترین همسایه در شکل (۴) نشان داده شده است. الگوی آزمایشی سبز رنگ باید به گروه اول (مربع‌های آبی) یا گروه دوم (مثلث‌های قرمز) تعلق گرفته و طبقه‌بندی شود. اگر  $K=3$  باشد (دایره کوچک‌تر)، آنگاه نمونه به گروه اول تعلق دارد زیرا در اطراف خود دارای دو مثلث قرمز و یک مربع آبی است. ولی اگر  $K=5$  باشد (دایره خط چین)، آنگاه نمونه به گروه اول تعلق دارد زیرا دارای سه مربع آبی و دو مثلث قرمز در اطراف خود می‌باشد. (۱۵)

تعیین می‌کنیم (تعداد نزدیکترین همسایه)، سپس فاصله نمونه ورودی با تمام نمونه‌های آموزشی را محاسبه کرده و نمونه‌های آموزشی را بر اساس فاصله مرتب کرده و K همسایه را انتخاب می‌کنیم. سپس از آن کلاسی که اکثریت را در همسایه‌های نزدیک دارد به عنوان تخمینی برای نمونه ورودی بکار می‌بریم. برای محاسبه فاصله می‌توان از تابع فاصله اقلیدسی که رابطه آن در زیر آمده است استفاده کرد. فاصله اقلیدسی بین دو تاپل  $X_1$  و  $X_2$ :

$$X_2 = (X_{21}; X_{22}; \dots; X_{2n}) \quad (16)$$

$$X_1 = (X_{11}; X_{12}; \dots; X_{1n}) \quad (17)$$

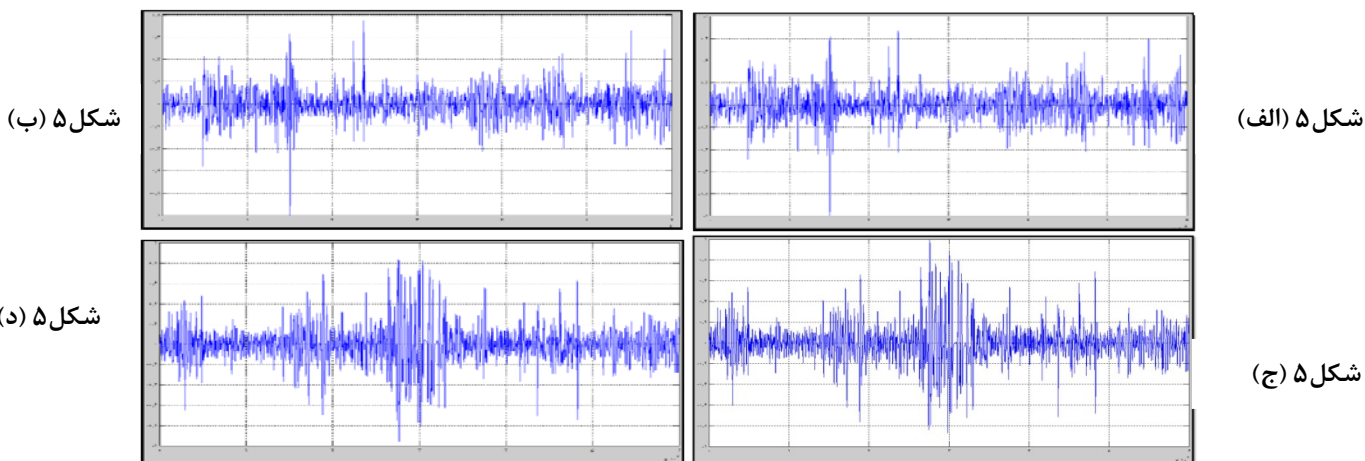


شکل ۴ - نمونه‌ای از طبقه‌بندی به روش K نزدیکترین همسایه (۱۵)

### نتایج

داده‌ایم، آورده شده است.

در زیر نمونه‌ای از تصاویر سیگنال‌های زانوی افراد بیمار و سالم را قبل و بعد از فیلترینگ سیگنال‌ها که با الگوریتم SVD انجام

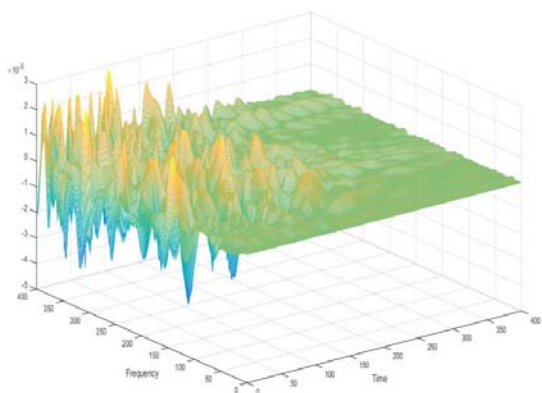


شکل ۵- الف) نمونه سیگنال VAG شخص بیمار قبل از فیلترینگ سیگنال ب) نمونه سیگنال VAG شخص بیمار بعد از فیلترینگ سیگنال ج) نمونه سیگنال VAG شخص سالم قبل از فیلترینگ سیگنال د) نمونه سیگنال VAG شخص سالم بعد از فیلترینگ سیگنال

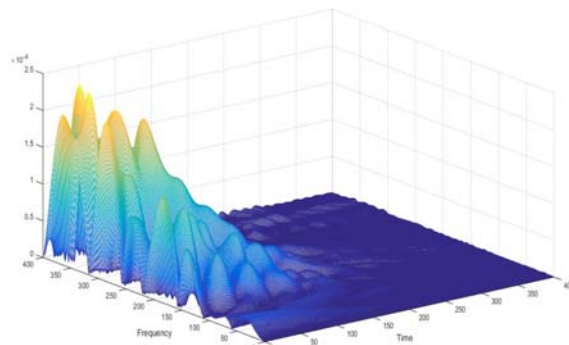
VAG: Vibroarthrography

ویگنر-ویل انجام شده است در دو حالت قبل و بعد از فیلترینگ، نمایش داده‌ایم.

همچنین در شکل زیر نمونه‌ای از سیگنال‌های VAG افراد بیمار در حوزه زمان-فرکانس را که با توزیع



(الف)



(ب)

شکل ۶- الف) نمایش سیگنال‌های VAG در حوزه زمان-فرکانس (TFD) قبل از فیلترینگ SVD (ب) نمایش سیگنال‌های VAG در حوزه زمان-فرکانس (TFD) بعد از فیلترینگ SVD

VAG :Vibroarthrography

TFD: Time Frequency Distribution

SVD: Singular Value Decompositio

معنی داری در ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های زانوی بیماران و افراد سالم وجود دارد. در جدول (۱) می‌توان معنی‌دار بودن این ویژگی‌ها را که مقدار P-Value آنها کمتر از ۰/۰۵ است مشاهده نمود.

۱-۳ نتایج آزمون t بر روی ویژگی‌های استخراج شده با مشاهده جدول (۱) می‌توان نتیجه گرفت که ما در تمامی پارامترهای خود دارای اختلاف معنی‌دار می‌باشیم. همان طور که در اعداد جدول می‌بینیم مقدار P-Value بدست آمده از این ویژگی‌ها کمتر از ۰/۰۵ می‌باشد که این یعنی تفاوت

جدول ۱- نتایج حاصل از داده‌ها برای بدست آوردن مقدار P-Value

ویژگی‌ها	نرمال (میانگین $\pm$ انحراف استاندارد)	غیرنرمال (میانگین $\pm$ انحراف استاندارد)	مقدار P
میانگین پارامتر فرکانس	$0.120 \pm 0.1606$	$0.21 \pm 0.362$	۰/۰۰۱
انحراف استاندارد پارامتر فرکانس	$0.1179 \pm 0.1670$	$0.20 \pm 0.393$	۰/۰۰۰
میانگین پارامتر بسط فرکانس	$0.206 \pm 0.567$	$0.195 \pm 0.425$	۰/۰۳۱
انحراف استاندارد پارامتر بسط فرکانس	$0.268 \pm 0.511$	$0.149 \pm 0.243$	۰/۰۰۱
میانگین پارامتر انرژی	$0.190 \pm 0.1611$	$0.232 \pm 0.441$	۰/۰۱۶
انحراف استاندارد پارامتر انرژی	$0.233 \pm 0.1602$	$0.259 \pm 0.367$	۰/۰۰۵
میانگین پارامتر بسط انرژی	$0.177 \pm 0.1621$	$0.156 \pm 0.368$	۰/۰۰۰
انحراف استاندارد پارامتر بسط انرژی	$0.174 \pm 0.1688$	$0.269 \pm 0.453$	۰/۰۰۳

چه منحنی ترسیم شده از خط رفرنس که به صورت قطری کشیده شده دورتر باشد و سطح زیر نمودار بیشتر باشد تست

۲-۳ ارزیابی ویژگی‌ها با منحنی ROC با استفاده از منحنی ROC ویژگی‌های استخراج شده آنالیز شده که نتایج حاصل از این آنالیز را در جدول (۲) آورده‌ایم. هر



پارامتر فرکانس (Vfpt) می‌باشد که دارای  $A = 0/855$  می‌باشد.

دقیق‌تر می‌باشد و مساحت زیر این نمودار نشان‌دهنده قدرت تشخیص و اعتبار تست می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده بیشترین سطح زیر نمودار مربوط به ویژگی انحراف استاندارد

جدول ۲- ویژگی‌های بدست آمده از نمودار ROC

متغیرهای نتایج آزمایش	سطح زیر نمودار	خطای استاندارد
میانگین پارامتر فرکانس	0/790	0/071
انحراف استاندارد پارامتر فرکانس	0/855	0/060
میانگین پارامتر بسط فرکانس	0/683	0/085
انحراف استاندارد پارامتر بسط فرکانس	0/790	0/075
میانگین پارامتر انرژی	0/735	0/083
انحراف استاندارد پارامتر انرژی	0/758	0/077
میانگین پارامتر بسط انرژی	0/847	0/061
انحراف استاندارد پارامتر بسط انرژی	0/770	0/080

ROC: Receiver Operating Characteristic

۳-۳ طبقه‌بندی داده‌ها

و ۲۰ درصد را برای تست انتخاب نموده‌ایم. در بین این سه روش، بهترین روش برای طبقه‌بندی داده‌ها که دارای بیشترین درصد صحت و کمترین انحراف استاندارد می‌باشد روش K نزدیکترین همسایه می‌باشد که دارای  $(94/37 \pm 8/95)$  درصد صحت می‌باشد. در جدول (۳) می‌توان نتایج حاصل از این طبقه بندی با سه روش متفاوت را مشاهده کرد.

با استفاده از سه روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه که در آن از یک لایه پنهان و چهار نورون در لایه میانی، روش ماشین بردار پشتیبان از نوع خطی و روش K نزدیکترین همسایه با K برابر عدد پنج (مناسب‌ترین درصد صحت با  $K=5$  حاصل شده است)، داده‌ها را با ۱۰۰ بار تکرار به صورت تصادفی از داده‌ها مورد آزمایش برای طبقه‌بندی آنها قرار داده‌ایم. در این تحقیق ما ۸۰ درصد داده‌ها را برای آموزش

جدول ۳- پارامترهای بدست آمده از سه روش طبقه‌بندی

KNN	SVM	MLP	پارامتر
0/9437	0/84	0/82	صحت
0/0563	0/16	0/18	میانگین خطا
0/0895	0/0958	0/1670	انحراف استاندارد
0/4387	0/4163	0/4213	مثبت درست (TP)
0/5050	0/4238	0/3987	منفی درست (TN)
0/0375	0/0887	0/0925	مثبت اشتباه (FP)
0/0187	0/0712	0/0875	منفی اشتباه (FN)
0/9605	0/8624	0/8430	حساسیت
0/9277	0/8340	0/8173	دقت
0/9330	0/8375	0/7986	ویژگی

TP: True Positive TN: True Negative FP: False Positive FN: False Negative SVM: Support Vector Machine  
KNN: K-Nearest Neighbor MLP: Multi Layer Perceptron

## بحث

سیگنال‌های VAG با خم و راست شدن زانو بوجود می‌آیند که سیگنال‌هایی ناپایدار می‌باشند. بسیاری از محققان سعی بر تشخیص مصدومیت‌های آرتروز با سمع صدا دارند، که این روش به طور گسترده در زمینه‌های پزشکی با توجه به فواید و تاثیر ویژگی‌های سیگنال‌های VAG، کاربرد ندارد. هدف از این مقاله طبقه‌بندی صداهای زانو بر طبق شرایط پاتوفیزیکی زانو با مقایسه پارامترهای صوتی مانند فرکانس و انرژی و میانگین و انحراف استاندارد این پارامترها بوده است. در مقالات کار شده در گذشته (۱۷،۱۶،۹)، نوع بیماری انتخاب شده صرفاً پارگی منیسک نبوده است و لذا در این تحقیق بر روی فقط و فقط بیماری پارگی منیسک و نه ترکیب آن با دیگر بیماری‌ها، بررسی انجام داده‌ایم. همچنین در این تحقیق هر سه نوع پارگی منیسک (داخلی، خارجی و کامل) را در نظر گرفته شده که نسبت به چندین تحقیق که فقط پارگی داخلی را در نظر گرفته‌اند، گسترده‌تر کار شده است. پایداری سرعت حرکت زانو از عوامل مهم در اخذ سیگنال‌ها می‌باشد. در بسیاری از مقالات به این مطلب که تغییرات سرعت در حین حرکت می‌تواند بر روی ویژگی‌های فرکانسی موثر باشد، توجه نشده است (۱۸،۱۷)، لذا در این تحقیق ما با تقسیم بازه زمانی و حرکت خم و راست زانو با سرعت ثابت در زمان معین از زاویه ۹۰ تا صفر و سپس صفر تا ۹۰ درجه پایداری سرعت در طول حرکت را در نظر گرفته‌ایم. در این تحقیق ما با استفاده از الگوریتم کاهش نویز SVD سیگنال‌ها را برای طبقه‌بندی مناسب‌تر، کاهش نویز داده‌ایم. نویزهایی همچون تداخل ماهیچه‌ها، نویزهای محیطی. همچنین در این تحقیق از چندین روش شبکه عصبی برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده کرده‌ایم و معلوم شد که ویژگی‌های فرکانسی مفصل آسیب دیده اشخاص بیمار متفاوت از افراد سالم است.

سیگنال‌های VAG با دستگاه الکترواستتوسکوپ ضبط شدند و در زمان ثبت صدا نویزهای ناخواسته ممکن است در فضای بین پوست و پروب استتوسکوپ بوجود آمده و با سیگنال‌های VAG ترکیب شوند بنابراین در با استفاده از الگوریتم SVD، نویزهای تلفیق شده با توزیع زمان-فرکانس را بویژه در باند فرکانسی پایین حذف نمودیم زیرا فرکانس‌های پایین از نظر آزمایشی مفیدتر از تمامی فرکانس‌ها برای تشخیص شرایط پاتولوژیکی می‌باشند. در اینجا ما فرکانس‌های در بازه یک تا ۴۰۰ هرتز را با فرکانس پایه چهار کیلو هرتز حذف نویز نموده‌ایم.

هنگامی که سیگنال‌های VAG را به دو گروه نرمال و غیرنرمال طبقه‌بندی کرده‌ایم، صحت آزمایش با توجه به ویژگی و ساختار شبکه عصبی، معلوم می‌شود. در این تحقیق ما ویژگی‌هایی همچون پارامتر توزیع انرژی و فرکانس را با استفاده از توزیع زمان-فرکانس، انتخاب نموده‌ایم. پارامتر انرژی (Energy Parameter: EP) و پارامتر فرکانس (Frequency Parameter: FP) به ترتیب تغییرات انرژی و فرکانس میانگین را در طول هر بازه در توزیع زمان-فرکانس نشان می‌دهند و همچنین پارامتر بسط انرژی (Energy Spread Parameter: ESP) و پارامتر بسط فرکانس (Frequency Spread Parameter: FSP)، توزیع انرژی و فرکانس را در طول هر بازه توزیع زمان-فرکانس نشان می‌دهند.

این ویژگی‌ها نشان می‌دهند که میانگین EP، FP، ESP و FSP در گروه غیرنرمال بزرگتر از گروه نرمال می‌باشد. در سیگنال‌های VAG گروه نرمال در بعضی مواقع صدای کلیک (Click) بوجود می‌آید که دارای دامنه زیاد، فرکانس پایین و طول کوتاه می‌باشد و در سیگنال‌های VAG گروه غیرنرمال صدای کریپتوس (Crepitus) با دامنه کم، فرکانس بالا و طول بلند بوجود می‌آید. به همین سبب ما پارامترهای بالا را به عنوان ویژگی‌های خود برگزیدیم.

ویژگی‌های صوتی سیگنال‌های صوتی گروه نرمال و بیمار همچون کلیک و کریپتوس به درستی در برابر ویژگی‌های شبکه‌های عصبی، واکنش نشان داده‌اند. آزمایشات ما در این تحقیق بر روی بیمارانی بود که فقط و فقط به تشخیص پزشک با روش‌های بالینی و تصاویر MRI، دارای پارگی منیسک (از هر نوع پارگی) بوده است. از آنجایی که این پارگی در افراد، ایجاد ویبراسیون و صدای خاص و متمایز از زانوی سالم، در زانوی شخص بیمار ایجاد می‌کند، آن را مورد آزمایش قرار داده‌ایم.

در اینجا ما با استفاده از سه روش طبقه‌بندی شبکه عصبی، روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)، روش پرسپترون چندلایه (MLP) و روش K نزدیکترین همسایه (KNN) به طبقه‌بندی داده‌ها پرداخته‌ایم که از هر کدام جواب‌های متفاوتی بدست آورده‌ایم که بیشترین درصد صحت را در روش KNN بدست آورده‌ایم. در مطالعات پیشین از سال ۱۹۹۰، درصد صحت ۷۵/۶٪ از آنالیز رگرسیون با استفاده از ضریب کپستروم (Cepstrum Coefficient) (CC-LRA)، صحت ۶۸/۹٪ با

نوع بیماری‌ها می‌توان از روشهای کاهش نویز ماهیچه‌ها و محیط، استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر مورفولوژی صدای زانو بهره برد و همچنین می‌توان با استفاده از جداسازی انواع پارگی‌ها(داخلی، جانبی، کامل) و در نظر گرفتن دانسیته استخوان، جنسیت، سن و نمره عملکرد اندام تحتانی افراد، به نتایج بهتری برای رسیدن به صحت بیشتر برای تشخیص این نوع بیماری‌ها دست یافت.

آنالیز انتقال فوریه (TFD-MP)، صحت ۷۶/۴٪ با آنالیز توزیع خطی با استفاده از الگوریتم تجزیه طول موج (WD-LDA)، صحت ۷۴/۲٪ با روش خطی دو سطح مجاور (GA-LS2SP)، بدست آمده است (۱۹). بیشترین صحت بدست آمده در آزمایشات ما، روش KNN با درصد صحت و انحراف استاندارد (۹۴/۳۷+ ۸/۹۵) بوده است که می‌توان در شکل (۷) نشان داد. در مطالعات آتی برای افزایش اعتبار تشخیص این



شکل ۷- نمودار مقایسه درصد صحت سایر مقالات مشابه با روشی بکار گرفته شده در این تحقیق

GA- LS2SP: Linear Strict 2-Surface Proximal  
 WD- LDA: linear Discriminant Analysis using Wavelet Decomposition Algorithm  
 CC- LRA : Logistics Regression Analysis Using the Cepstrum Coefficients  
 TFD- MP: Time Frequency Distribution

### قدردانی

مقاله برگرفته از پایان نامه این جانب در دوره کارشناسی ارشد با کد اخلاق ۶۲۸۴۰۱۰۱۹۲۲۰۰۳ می‌باشد.

اینجانب احسان حسین زاده امام از تمامی اساتید و دوستان خویش که مرا در گردآوری و به حاصل رساندن این پروژه یاری کرده‌اند تشکر و قدردانی می‌نمایم. همچنین این

### REFERENCES

- Kim K.S, Seo J.H, Kang J.U, Song Ch.G. An enhanced algorithm for knee joint sound classification using feature extraction based on time-frequency analysis- Elsevier; 2009
- Chu M.L, Gradisar I.A, Railet M.R, Bowling G.F. A Non-invasive electroacoustical evaluation technique of cartilage damage in pathological knee Joints-Med. Biol.Eng.Comput 1978;16:437-442.
- Shen Y, Rangayyan R.M, Bell G.D, Frank C.B, Zhang Y.T, Ladly K.O. Localization of knee joint cartilage pathology by multichannel vibroarthrography, -Med. Eng. Phys 1995;17: 583-594 .
- Moussavi Z.M.K, Rangayyan R.M, Bell G.D, Frank C.B, Ladly K.O, Zhang Y.T. Screening of vibroarthrographic signals via adaptive segmentation and linear prediction modeling- sIEEE Trans. Biomed. Eng 1996;43: 15-23.
- Krishnan S, Rangayyan R.M, Bell G.D, Frank C.B, Ladly O. Adaptive filtering, modeling and classification of knee joint vibroarthrographic signals for non-invasive diagnosis of articular cartilage pathology- Med. Biol. Eng. Comput 1997;35: 677-684.
- Umpathy K, Krishnan S. Modified local discriminant bases algorithm and its application in analysis of human knee joint vibration signals- IEEE Trans. Biomed. Eng 2006;53: 517-523.
- Rangayyan R.M, Wu Y. Screening of Knee Joint Vibroarthrographic Signals Using Probability Density Functions Estimated With Parzen Windows- Elsevier-Biomedical signal processing and control 5; 2010: 53-58.

8. Kernohan G.W, Beverland D.E, McCoy G.F, Shaw S.N, Wallace R.G.H, McCullagh G.C, Mollan R.A.B. The diagnostic potential of vibration arthrography. -Clin. Orthop. Relat.R. 1986: 210:106–112.
9. McCoy G.F, McCrea J.D, Beverland D.E, Kernohan W.G, Mollan R.A.B. Vibration arthrography as a diagnostic aid in disease of the knee.- J. Bone Joint Surg. BR. 69B:1987: 288–293.
10. Rangayyan R.M, Frank C.B, Bell G.D, Smith R. Analysis of knee joint sound signals. Proc IEEE EMBS the 10th Annual International Conference. 1988: 712–713.
11. Nagata Y. Joint-sounds in Gonoarthritis-Clinical application of phonoarthro-graphy for the knee”; J. UOEH 1988; (10): 47-58.
12. Reddy N.P, Rothschild B.M, Verrall E, Joshi A. Noninvasive measurement of acceleration at the knee joint in patients with rheumatoid arthritis and spondyloarthropathy of the knee.- Ann. Biomed. Eng. 2001: 29:1106–1111.
13. Chi P.J, Russell C.T. Use of the Wigner-Ville distribution in interpreting and identifying ULF waves in triaxial magnetic records- Journal Of Geophysical Research 2008:113.
14. Lambers J. The SVD algorithm-Springer Quarter-(2010-11):lecture 6 notes.
15. Moradian M, Sepehri M.K. Improve the accuracy of KNN algorithm in data mining using dependence rules- Computer Society of Iran- Center of power Technology Development. october 2006
16. Frank C.B, Rangayyan R.M, Bell G.D. Analysis of Knee Joint Sound Signals for Non-Invasive Diagnosis of Cartilage Pathology- IEEE Engineering In Medicine And Biology Magazine.1990; 9(1): 65-B.
17. Tanaka N, Hoshiyama M. Articular Sound and Clinical Stages In Knee Arthropathy- Journal of Musculoskeletal Research 2011; (14): 1.
18. Wu Y, Cai S, Yang Sh, Zheng F, Xiang N. Classification of Knee Joint Vibration Signals Using Bivariate Feature Distribution Estimation and Maximal Posterior Probability Decision Criterion- Journal Of Entropy 2013;15(4): 1375-1387.
19. Rangayyan R.M, Wu Y.F. Screening of knee-joint vibroarthrographic signals using statistical parameters and radial basis functions, Med. Biol. Eng. Comput 2008;(46): 223–232.

## Research Article

# Diagnosis of meniscus tear of the knee by knee vibration signals processing

Hoseinzade E<sup>1</sup>, Sheikhani A<sup>2\*</sup>, Safar Cherati A<sup>3</sup>

1- Master of Electronic, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Ghazvin, Iran

2-Assistant Professor of Department of Biomedical Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

3-Faculty Member of Medical University of Iran, Tehran, Iran

## Abstract

**Background and Aim:** Knee joint injuries are the most common injuries in routine life and stirring sports. The most common injuries in knee joint are meniscus injuries, anterior cruciate ligament rupture and kind of tears of above structures. Diagnosis of meniscus tear is generally clinically and by magnetic resonance imaging (MRI: Magnetic Resonance Imaging). In this study, meniscus tear was recognized by recorded the knee vibration signals (VAG: Vibroarthrography).

**Materials and Methods:** Forty subjects (20 normal and 20 abnormal) with meniscus tear were selected and recorded the signals by electrostethoscope, 3 times in 15 sec. Testimonial form was taken from all of participants.

**Results:** After recording, the signals were processed and reduced the noise by singular value decomposition algorithm (SVD: Singular Value Decomposition), four parameters of these signals were extracted in energy and frequency domain. These were included energy parameter (EP: Energy Parameter), energy spread parameter (ESP: Energy Spread Prameter), frequency parameter (FP: Frequency Parameter) and frequency spread parameter (FSP: Frequency Spread Parameter). Mean and standard deviation of each feature were considered and analyzed eight features of the signals. Statistical analyzes showed the P-Value less than 0.05 ( $p < 0.05$ ) for each feature. Three methods for data classification were used. ) Mean and standard deviation of the parameters were obtained as below: Multi Layer Perceptron (MLP: Multi Layer Perceptron), Support Vector Machine (SVM: Support Vector Machine) and K- Nearest Neighbor (KNN: K-Nearest Neighbor) with  $(0.82 \pm 0.1670)$ ,  $(0.84 \pm 0.0958)$  and  $(0.943 \pm 0.0895)$ . K-nearest neighbor method (K=5) has the highest percentage of accuracy.

**Conclusion:** Knee signals processing (VAG signals) is a suitable and non-invasive method for diagnosis of meniscus tear which can save the time and reduce the costs.

**Keywords:** Articular pathology, Meniscus tear, VAG signals, Singular value decomposition (SVD), Time- frequency distribution.

**\*Corresponding Author:** Dr. Ali Sheikhani. Assistant Professor of Department of Biomedical Enginering, Science and research branch, Islamic Azad University.

**Email:** sheikhani\_al\_81@srbiau.ac.ir, sheikhaniali@yahoo.com