

# استخراج ویژگی‌های بافتی طیف سیگنال‌های ماهیچه‌ای و به‌کارگیری ماشین بردار پشتیبان به منظور دسته‌بندی حرکات فیزیکی

سیدمحمد طباطبائی<sup>۱</sup>، عبدالله چاله‌چاله<sup>۲</sup>

## چکیده

سیگنال‌های الکترومیوگرافی (EMG) با استفاده از دستگاه استخراج سیگنال‌های ماهیچه‌ای (الکترومیوگراف) و به منظور تشخیص میزان اختلاف پتانسیل به وجود آمده در اثر تحریک عصبی سلول‌های ماهیچه‌ای جهت کاربردهای گوناگون استخراج می‌شوند. یک مرحله‌ی مهم در پردازش سیگنال‌های استخراج‌شده که تأثیر بسیار اساسی در عملکرد کلی سیستم‌های کنترل ماهیچه‌ای دارد استخراج ویژگی‌های مؤثر از این سیگنال‌ها است. در این مقاله به منظور بهبود ویژگی‌های زمانی، فرکانسی و زمان-فرکانسی، روش‌های استخراج خصوصیات بافت از تصاویر زمان-فرکانس سیگنال با استفاده از توصیف‌گرهای الگوی دودویی محلی (LBP) و ماتریس هم‌رخداد (GLCM) مورد بررسی قرار گرفته است. با تحلیل بافت تصاویر طیف سیگنال‌های ماهیچه‌ای روابط بین فرکانس‌های مختلف در زمان‌های مختلف استخراج می‌شود. در نتیجه، روابط مابین اطلاعات زمان و فرکانس به صورت توأمان به عنوان نماینده سیگنال در نظر گرفته خواهد شد. در این تحقیق، جهت بررسی کارایی این روش استخراج خصوصیات از پایگاه داده‌ی "سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی"، استفاده شده است. هم‌چنین، جهت دسته‌بندی بردارهای ویژگی استخراج شده، ماشین بردار پشتیبان در دو حالت کلی و با تفکیک باندهای فرکانسی به‌کار گرفته شده است. در نتیجه‌ی آزمایشات، دقت دسته‌بندی ۹۸٫۷۵٪ با استفاده از روش تفکیک باندهای فرکانسی حاصل شده است که در مقایسه با نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های قبلی دقیق‌تر است.

## کلید واژه‌ها

تصویر زمان-فرکانس، الگوی دودویی محلی، ماتریس هم‌رخداد، سیگنال ماهیچه‌ای، ماشین بردار پشتیبان.

## مقدمه

در روش استخراج سیگنال‌های ماهیچه‌ای با استفاده از الکترودهای سطحی، این سیگنال‌ها با استفاده از الکترودهایی که بر روی سطح پوست قرار داده می‌شوند جهت پردازش بیشتر استخراج می‌شوند. پس از آن، بر اساس نتایج به دست آمده از پردازش تصمیمات مناسب جهت دستگاه‌های کنترلی اتخاذ می‌شود و یا در مورد وجود و یا عدم وجود یک بیماری خاص عضلانی یا مفصلی تصمیم‌گیری می‌شود. به عنوان مثال تصمیمات افراد برای انجام حرکات مختلف و یا تمایل حرکتی بیمارانی که دچار ناتوانی حرکتی هستند از تحلیل سیگنال‌های ماهیچه‌ای مشخص می‌شود و بر اساس آن دستورات مربوطه به

با ماهیچه‌نگاری الکترونیکی (الکترومیوگرافی)، فعالیت ماهیچه‌ها به صورت بکتا مشخص می‌شود. به بیان دیگر با تجمع واحدهای اختلاف پتانسیل حرکتی، سیگنال‌های الکترومیوگرافی (EMG) در اثر حرکت ماهیچه‌ها تولید می‌شوند.

این مقاله در آبان‌ماه سال ۱۳۹۵ دریافت، در بهمن‌ماه بازنگری و در خردادماه سال ۱۳۹۶ پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری معماری سیستم‌های کامپیوتری، دانشگاه رازی کرمانشاه.

رایانامه: [m.tabatabaei@pgs.razi.ac.ir](mailto:m.tabatabaei@pgs.razi.ac.ir)

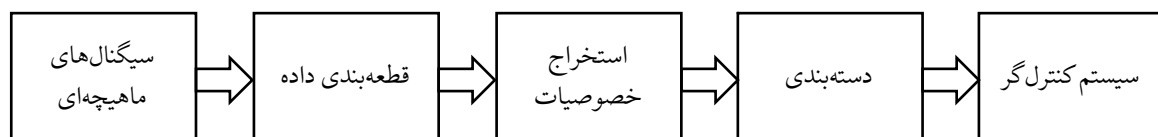
<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه رازی کرمانشاه.

رایانامه: [chalechale@razi.ac.ir](mailto:chalechale@razi.ac.ir)

در مرحله‌ی دوم خصوصیات سیگنال در محل پنجره‌ی مورد نظر استخراج شده و به صورت یک بردار ویژگی خلاصه می‌شوند. مرحله‌ی استخراج خصوصیات از سیگنال یک مرحله‌ی اساسی و مهم در کارایی کل سیستم می‌باشد، به این معنی که به جای استفاده از خود سیگنال برای طبقه‌بندی آن از ویژگی‌های استخراج شده از آن استفاده می‌شود تا امکان کاهش بعد، کاهش هزینه‌ی محاسبات، امکان تعمیم دهی بهتر و فهم بهتر از خصوصیات پایه-ای سیگنال فراهم شود [۱۵]. برای دستیابی به این اهداف، خصوصیات استخراج شده بایستی تا حد امکان فاصله‌ی درون-کلاسی را کم و فاصله‌ی بین‌کلاسی را زیاد نمایند. در مرحله‌ی دسته‌بندی، ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از دسته‌بندی‌های آموزش داده شده طبقه‌بندی می‌شوند. در مرحله‌ی آخر فرمان‌های مربوطه به سیستم کنترل گر جهت اجرا ارسال می‌شود.

سیگنال‌های ماهیچه‌ای دارای خصوصیات غیر ثابت بودن، پیچیدگی، غیرخطی بودن و تغییرات زیاد هستند. رفتار این سیگنال‌ها متأثر از آناتومی و خصوصیات فیزیکی بدن انسان، نوع کنترل سیستم عصبی جانبی و ابزار استخراج سیگنال است. ویژگی‌هایی که تاکنون جهت آشکارسازی خصوصیات سیگنال‌های ماهیچه‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند، عموماً در سه حوزه قرار می‌گیرند: ویژگی‌های حوزه‌ی زمان، ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس و ویژگی‌های حوزه‌ی زمان-فرکانس [۱۴]. شکل ۲ مربوط به خصوصیات ذکر شده در حوزه‌های مربوطه است.

روش‌هایی که در حوزه‌ی زمان برای استخراج خصوصیات مورد استفاده قرار می‌گیرند از مشهورترین روش‌ها برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های ماهیچه‌ای می‌باشند. این روش‌ها از نظر محاسباتی ساده و بر اساس دامنه سیگنال هستند. به عنوان مثال میانگین مربعات ریشه<sup>۱۰</sup> و قدرمطلق مقدار میانگین<sup>۱۱</sup> از ویژگی‌های مشهور در حوزه‌ی زمان برای تحلیل سیگنال‌های ماهیچه‌ای هستند [۱۶] و [۱۷]. سایر ویژگی‌هایی که در حوزه‌ی زمان برای استخراج خصوصیات از سیگنال‌های ماهیچه‌ای در نظر گرفته شده‌اند عبارتند از: مقدار میانگین قدرمطلق شیب<sup>۱۲</sup>، نرخ عبور از صفر<sup>۱۳</sup>، تغییر علامت شیب<sup>۱۴</sup> و طول شکل موج<sup>۱۵</sup> [۱۸].



شکل ۱ سیستم کنترلی ماهیچه‌ای مبتنی بر تشخیص الگو

عنوان ورودی به سیستم‌های کنترلی ماهیچه‌ای (MCS)<sup>۱</sup> که جهت کمک به این افراد طراحی شده‌اند، ارسال می‌گردد [۱]. علاوه بر تشخیص نوع حرکات مربوط به ماهیچه‌ها، تشخیص بیماری‌های عصبی-حرکتی از کاربردهای اصلی پردازش سیگنال‌های ماهیچه‌ای است و تقریباً هر بیمار دچار ناراحتی‌های عصبی-حرکتی، به عنوان نخستین مرحله از تشخیص، مورد آزمایش سیگنال‌های ماهیچه‌ای قرار می‌گیرد. علاوه بر موارد ذکر شده کاربردهای زیاد دیگری از سیستم‌های کنترلی ماهیچه‌ای گزارش شده است که شامل: تولید گام [۲] و [۳]، کنترل به دست گرفتن اجسام [۴] تا [۶]، کنترل صندلی‌های چرخ‌دار [۷] تا [۹]، دنیای مجازی [۱۰]، صفحه کلیدهای مجازی [۱۱] و پروتز چندکاره [۱۲] و [۱۳]، است.

سیستم‌های کنترلی ماهیچه‌ای به دو دسته‌ی سیستم‌های مبتنی بر تشخیص الگو<sup>۲</sup> و سیستم‌های غیر مبتنی بر تشخیص الگو<sup>۳</sup> تقسیم می‌شوند [۱۴]. در روش‌های مبتنی بر تشخیص الگو، بردارهای ویژگی از سیگنال‌های ماهیچه‌ای ورودی استخراج شده و برای آموزش دسته‌بندی‌هایی مانند: شبکه بیزین ساده<sup>۴</sup>، ماشین بردار پشتیبان (SVM)<sup>۵</sup>، رگرسیون منطقی<sup>۶</sup>، شبکه‌ی عصبی مصنوعی<sup>۷</sup>، درخت عملکردی<sup>۸</sup> و K-نزدیکترین همسایه<sup>۹</sup> استفاده می‌شود. بعد از آموزش، سیگنال‌های تست ورودی با استفاده از این دسته‌بندی‌ها طبقه‌بندی خواهند شد. در روش‌هایی که از تشخیص الگو استفاده نمی‌کنند، دستورات کنترلی بر اساس توالی‌هایی از سیگنال و با استفاده از کنترل آستانه‌ای و یا ماشین‌های حالت متناهی تولید می‌شود.

در این مقاله جهت بررسی میزان کارایی روش استخراج خصوصیات ارائه شده، از سیستم‌های مبتنی بر تشخیص الگو استفاده شده است. مطابق شکل ۱ این سیستمها از ۴ مرحله اساسی تشکیل شده‌اند.

در مرحله‌ی اول پردازش یعنی قطعه‌بندی داده، سیگنال ورودی برای پردازش بیشتر به صورت بازه‌هایی از زمان (پنجره) در نظر گرفته می‌شود. روش‌های پنجره‌بندی به صورت همپوشان و غیرهمپوشان در نظر گرفته می‌شوند.

<sup>10</sup>Root mean square

<sup>11</sup>Mean absolute value

<sup>12</sup>Mean absolute value slope

<sup>13</sup>Zero crossing rate

<sup>14</sup>Slope sign change

<sup>15</sup>Waveform length

<sup>1</sup>Myoelectric control system

<sup>2</sup>Pattern recognition based

<sup>3</sup>Non pattern recognition based

<sup>4</sup>Naïve Bayes

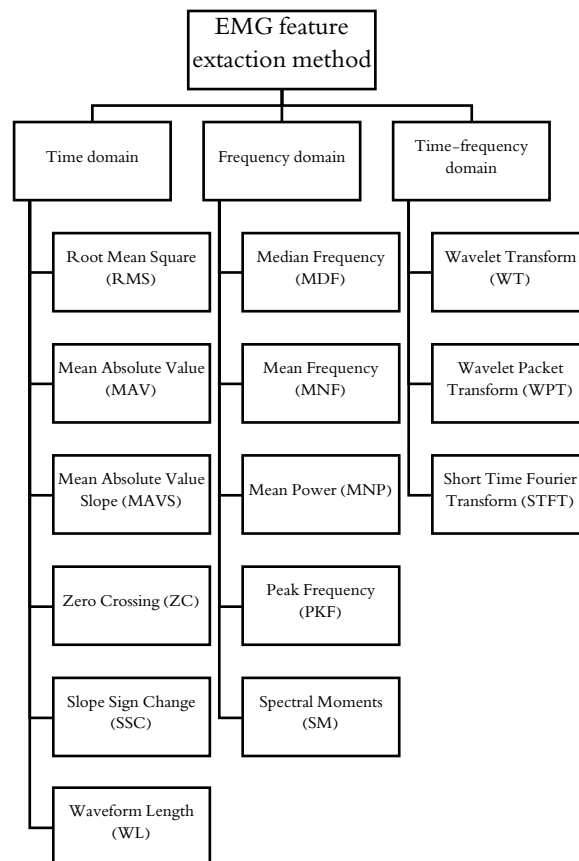
<sup>5</sup>Support vector machine

<sup>6</sup>Logical regression

<sup>7</sup>Neural network

<sup>8</sup>Functional tree

<sup>9</sup>K-nearest neighbors



شکل ۲ روش‌های استخراج ویژگی در حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس برای سیگنال‌های ماهیچه‌ای

این ناکارآمدی استفاده از تبدیل بسته‌ای موجک پیشنهاد شده است. استفاده از تبدیل بسته‌ای موجک نیز موجب تولید ضرایب زیادی خواهد شد که نتیجه‌ی آن یک بردار ویژگی با ابعاد بالا خواهد بود.

هدف از این تحقیق بهبود خصوصیات استخراج شده از سیگنال ماهیچه‌ای با آشکارسازی الگوهای موجود در تصاویر زمان-فرکانس این سیگنال‌ها به وسیله‌ی توصیف‌گرهای بافت است. به دلیل اینکه برای تولید تصاویر زمان-فرکانس از خصوصیات روش-های زمان-فرکانس استفاده می‌شود، اطلاعات زمانی و فرکانسی سیگنال به صورت همزمان در تصویر تولید شده موجود خواهند بود. همچنین، با استفاده از توصیف‌گرهای بافت که آشکارکننده‌ی روابط بین شدت‌های پیکسلی مختلف در فواصل همسایگی متفاوت هستند الگوهای پنهان موجود در این تصاویر که نماینده حالات مختلف سیگنال‌های ماهیچه‌ای هستند آشکار خواهند شد. علاوه بر این، ویژگی‌های استخراج شده توسط توصیف‌گرهای بافت نسبت به ویژگی‌های استخراج شده توسط روش‌های زمان-فرکانس دارای ابعاد پایینی هستند و برخلاف این روش‌ها نیاز به مراحل فشرده‌سازی مانند تحلیل مؤلفه اساسی<sup>۸</sup> ندارند. لذا، با استفاده از توصیف‌گرهای بافت در تحلیل تصاویر طیفی به دست آمده از سیگنال‌های خام ورودی، علاوه بر آشکارسازی روابط زمان-فرکانسی سیگنال‌ها و کشف الگوهای موجود در حالات

روشهای حوزه‌ی فرکانس که تاکنون معرفی شده‌اند بیشتر به منظور تشخیص خستگی با استفاده سیگنال‌های ماهیچه‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۱۴].

ویژگی‌هایی که عمدتاً در حوزه‌ی فرکانس از سیگنال‌های ماهیچه‌ای استخراج می‌شوند عبارتند از: فرکانس میانه<sup>۱</sup>، فرکانس میانگین<sup>۲</sup>، قدرت میانگین<sup>۳</sup>، فرکانس پیک<sup>۴</sup>، و گشتاورهای طیفی<sup>۵</sup> [۱۷] و [۱۹]. پرکاربردترین خصوصیات زمان و فرکانس در [۲۰] دسته‌بندی شده‌اند.

در روش‌های مبتنی بر زمان، اطلاعات فرکانسی در دسترس نیستند و با استفاده از روش‌های حوزه‌ی فرکانس اطلاعات زمان از دست می‌روند لذا برای داشتن این اطلاعات بصورت هم‌زمان عموماً از روش‌های زمان-فرکانس استفاده شده است. در حوزه‌ی زمان-فرکانس، تبدیل موجک<sup>۶</sup> (WT) و تبدیل بسته‌ای موجک<sup>۷</sup> (WPT) به صورت گسترده‌ای برای استخراج خصوصیات از سیگنال‌های ماهیچه‌ای به کار گرفته شده‌اند [۱۴]. با استفاده از تبدیل موجک، به دلیل عدم تجزیه اطلاعات فرکانس بالا، دقت کمی در این فرکانس‌ها حاصل می‌شود که برای مقابله با

<sup>1</sup>Median frequency

<sup>2</sup>Mean frequency

<sup>3</sup>Mean power

<sup>4</sup>Peak frequency

<sup>5</sup>Spectral moments

<sup>6</sup>Wavelet transform

<sup>7</sup>Wavelet packet transform

<sup>8</sup>Principal Component Analysis

جمله سری‌های زمانی موجود در پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی استفاده شده است. در تحقیقی دیگر که در سال ۲۰۱۵ ارائه شده است، جهت تفکیک دو کلاسی، استخراج ویژگی بر مبنای نوع جدیدی از الگوهای دودویی محلی یک‌بعدی صورت می‌پذیرد. همچنین، در این مطالعه دسته‌بندی خصوصیات با استفاده از انواع مختلفی از روش‌های یادگیری ماشین انجام شده است [۱۵]. در مطالعه‌ای دیگر در همین سال، روشی ارائه شده است که در آن بیشترین دقت به دست آمده مربوط به ترکیب خصوصیات فرکانسی و همچنین نوع خاصی از ماشین بردار پشتیبان بهینه شده می‌باشد [۲۹]. لازم به ذکر است در این تحقیق کلاس‌های مختلف موجود در این پایگاه داده که مربوط به حرکات مختلف هستند از یکدیگر تفکیک شده‌اند. به بیان دیگر تفکیک چند کلاسی صورت پذیرفته است. در روش ارائه شده در مرجع [۳۰]، از کشف الگوهای بین زمانی در یک کانال و بین زمانی مابین چندین کانال به عنوان ویژگی و از ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی به عنوان دسته‌بند جهت تفکیک دو کلاسی پایگاه داده‌ی مذکور استفاده شده است. در روش پیشنهاد شده در [۳۱] از مجموعه‌ای از خصوصیات زمانی و فرکانسی برای استخراج خصوصیات و شبکه‌های عصبی برای دسته‌بندی خصوصیات به صورت چندکلاسی و برای تفکیک حرکات دست استفاده شده است. همچنین در تحقیق دیگری که در سال ۲۰۱۶ صورت پذیرفته است از قسمتی از پایگاه داده یاد شده برای دسته‌بندی دو کلاسی حرکات دست زدن و دوییدن استفاده شده است [۳۲]. لازم به ذکر است در روش پیشنهاد شده در این تحقیق از نوع خاصی از ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. به بیان دیگر، این تحقیق برای بررسی میزان بهبود ایجاد شده به وسیله نسخه‌ای از ماشین بردار پشتیبان بهینه، از قسمتی از پایگاه داده یاد شده استفاده نموده است. علاوه بر مقالات ذکر شده که از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی برای پیاده‌سازی آزمایشات خود استفاده نموده‌اند، روش‌های استخراج خصوصیات زمان، فرکانس و زمان-فرکانس در مقالات جدید دیگری نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به عنوان نمونه در [۳۳] و [۳۴]، از خصوصیات زمانی مانند: میانگین مربعات ریشه، طول شکل موج و نرخ عبور از صفر، خصوصیات فرکانسی مانند: فرکانس میانه و فرکانس میانگین و همچنین خصوصیات زمان-فرکانسی مانند ضرایب تبدیل موجک استفاده شده است. همچنین در سال ۲۰۱۶ از مجموعه‌ای از توصیف‌گرهای زمان، فرکانس و زمان-فرکانس برای استخراج خصوصیات استفاده شده است [۳۵]. به دلیل اینکه هدف از این مقاله مقایسه روش‌های استخراج خصوصیات بافتی از تصاویر طیف‌نما با روش‌های زمان، فرکانس و زمان-فرکانسی بوده است و به دلیل تعداد بسیار زیاد مقالاتی که از این روش‌های استخراج خصوصیات استفاده می‌نمایند، روش پیشنهادی در این مقاله تنها با روش‌هایی مقایسه شده است که بر روی پایگاه داده‌ی مورد استفاده در این مقاله پیاده‌سازی شده‌اند.

مختلف سیگنال، یک بردار ویژگی با ابعاد پایین تولید خواهد شد. به طور خلاصه، مزیت این روش در مقایسه با روش‌های زمانی و فرکانسی، در برداشتن اطلاعات زمانی و فرکانسی به صورت همزمان است. همچنین، مزیت این روش نسبت به روش‌های زمان-فرکانس، در برداشتن روابط زمان-فرکانس و کشف الگوهای موجود در قالب یک بردار ویژگی با ابعاد پایین است.

در این مقاله از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی<sup>۱</sup> برای بررسی تأثیر الگوی استخراج خصوصیات پیشنهادی استفاده شده است و نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی، با روش‌های پیشین مورد مقایسه قرار گرفته است. لازم به ذکر است پایگاه داده‌ی ذکر شده از منبع یادگیری ماشین (UCI) به دست آمده است [۲۱].

ادامه این مقاله به این صورت تنظیم شده است: در بخش دوم مروری بر کارهای قبلی انجام شده با استفاده از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی ارائه شده است. بخش سوم مقاله شامل سه قسمت است: در قسمت اول نحوه‌ی محاسبه‌ی تصویر زمان-فرکانس سیگنال شرح داده شده است. قسمت دوم دربرگیرنده مروری بر الگوهای دودویی محلی و نحوه‌ی محاسبه‌ی آنها است. در قسمت پایانی این بخش نحوه‌ی محاسبه‌ی ماتریس‌های هم‌رخداد مطرح شده است. بخش چهارم در برگیرنده‌ی توضیحات مربوط به روش پیشنهادی است. این بخش شامل دو قسمت است که در قسمت ابتدایی، اطلاعات مربوط به پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی آورده شده است و در قسمت دوم، جزئیات مربوط به روش پیشنهادی تشریح شده است. نتیجه‌ی آزمایشات و مقایسه با کارهای قبلی در بخش پنجم قرار داده شده‌اند. در پایان، بخش ششم در برگیرنده‌ی جمع‌بندی و پیشنهادهایی جهت کارهای آینده است.

## ۲ مروری بر کارهای پیشین

تاکنون کارهای متعددی بر روی پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی انجام شده است. در [۲۲]، از متغیرهای آماری در حوزه‌ی زمان و فرکانس [۲۳] و [۲۴]، ضرایب  $AR^2$  [۲۴] تا [۲۶]، انرژی و آنتروپی ویولت<sup>۲</sup> [۲۵] تا [۲۷] برای تفکیک دو کلاسی پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی به مجموعه‌های حرکات معمولی و حرکات خشن استفاده شده است. همچنین در این مطالعه از دسته‌بندهای مختلفی برای دسته‌بندی خصوصیات ذکر شده بهره‌برداری شده است. در روش پیشنهاد شده در [۲۸] از نوعی شبکه‌ی بیزین<sup>۳</sup> به نام شبکه‌ی دینامیک بیزین بیزین کاپیولا<sup>۴</sup> جهت مدل‌سازی و دسته‌بندی سری‌های زمانی از

<sup>1</sup>EMG physical action dataset

<sup>2</sup>Autoregressive coefficients

<sup>3</sup>Wavelet entropy

<sup>4</sup>Bayesian

<sup>5</sup>Copula Bayesian network

فرکانس‌های بالا نیز دارای دقت قابل قبول باشد. همان‌گونه که ذکر شد، در این مقاله از نوع خاصی از تصاویر زمان-فرکانس استفاده شده است که از تبدیل فوریه زمان کوتاه به عنوان تابع کرنل استفاده می‌نماید و طیف‌نما نامیده می‌شود. طیف‌نماها در حقیقت یک نمایش دیداری از طیف فرکانسی یک سیگنال متغیر با زمان هستند که به صورت گسترده‌ای در پردازش سیگنال‌های صحبت، موسیقی، سیگنال‌های صوتی و رادار استفاده شده‌اند. به بیان ساده-تر طیف‌نما، یک تصویر دو بعدی از سیگنالی یک بعدی است که محور افقی در این تصویر زمان و محور عمودی فرکانس است و شدت پیکسل‌ها در این تصویر نشان‌دهنده‌ی شدت یک فرکانس خاص در یک لحظه‌ی خاص از زمان می‌باشند. واضح است که جای محورهای زمان و فرکانس در این تصویر می‌تواند عوض شود.

برای به دست آوردن طیف‌نمای یک سیگنال مانند  $y(t)$  در لحظه‌ی  $t = \tau$  در ابتدا سیگنال مطابق با رابطه ۱ در یک پنجره‌ی  $w(t)$  که به مرکز  $t = \tau$  قرار داده شده است ضرب می‌شود.

$$y_w(t, \tau) = (y(t) w(t - \tau)) \quad (1)$$

رابطه ۲، مربوط به محاسبه‌ی تبدیل فوریه زمان کوتاه برای  $y_w$  است. لازم به ذکر است که عمل جمع تنها در زمان‌هایی مؤثر خواهد بود که تابع پنجره مقداری برابر غیر صفر دارد و در بقیه زمان‌ها جمع با مقدار صفر تأثیری در نتیجه نخواهد داشت.

$$F_x^w = \text{Fourier}\{y(t)w(t-\tau)\} = \sum_{t=-\infty}^{t=+\infty} y(t) w(t-\tau) \times e^{-j2\pi ft} \quad (2)$$

در پایان محاسبات، طیف‌نمای یک سیگنال با مربع نمودن بزرگی  $F_x^w$  مطابق با رابطه ۳ محاسبه می‌شود.

$$S_x^w = |F_x^w|^2 \quad (3)$$

شکل ۳ نمونه‌ای از طیف‌نماهای محاسبه شده برای سیگنال‌های نمونه از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی را نشان می‌دهد.

به طور کلی سیگنال‌هایی که در این پایگاه داده وجود دارند مربوط به دو حرکت خشن و عادی هستند. ردیف بالایی شکل ۳ مربوط به حرکات دست دادن است که از جمله حرکات عادی است. همچنین ردیف پایینی شکل ۳ مربوط به حرکت مشت زدن از پایگاه داده‌ی ذکر شده است و در دسته‌ی حرکات خشن طبقه‌بندی شده است. مقایسه‌ی طیف‌نمای مربوط به این دو سیگنال، تفاوت بین بافت تصاویر به دست آمده از سیگنال‌های متعلق به کلاس‌های متفاوت را نشان می‌دهد.

بر اساس آخرین اطلاعات ما تاکنون دو تحقیق برای دسته‌بندی سیگنال‌های ماهیچه‌ای با استفاده از طیف‌نما صورت پذیرفته است. در تحقیق انجام شده در [۳۶]، ابتدا سیگنال ماهیچه‌ای به طیف‌نما تبدیل شده و اطلاعات انباره‌ای فرکانسی به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود. همچنین جهت دسته‌بندی خصوصیات استخراج شده از قوانین طبقه‌بندی اگر-آنگاه استفاده شده است. در تحقیق ارائه شده در [۳۷]، ابتدا طیف‌نمای سیگنال ماهیچه‌ای محاسبه شده و با استفاده از تحلیل مؤلفه اساسی، تنها ابعاد اصلی آن به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود. در واقع در این تحقیق از اطلاعات اصلی خود تصویر به عنوان ویژگی برای آموزش ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌گردد. در روش ارائه شده در این مقاله بعد از محاسبه‌ی طیف‌نما، ویژگی‌های بافت طیف سیگنال با استفاده از توصیف‌گرهای بافت استخراج می‌شوند. لذا ویژگی‌های استخراج شده به دلیل در برداشتن روابط زمان-فرکانسی اطلاعات مؤثری را از تصویر استخراج خواهند نمود.

### ۳ طیف‌نما، الگوی دودویی محلی و ماتریس هم‌رخداد

همان‌گونه که در قسمت قبلی توضیح داده شد در این مقاله جهت مرتفع نمودن مشکلات مربوط به روش‌های حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس، از تصویر طیفی سیگنال برای استخراج خصوصیات استفاده شده است. همچنین برای کشف روابط مابین شدت‌های فرکانسی مختلف در زمان‌های مختلف، و به منظور استخراج ویژگی‌های مؤثر از سیگنال، توصیف‌گرهای بافت به کار گرفته شده است. لذا در این قسمت ابتدا نحوه‌ی شکل‌گیری و به دست آوردن تصویر طیفی سیگنال به نام طیف‌نما<sup>۱</sup> مورد بررسی قرار گرفته است. سپس نحوه‌ی عملکرد توصیف‌گرهای بافت الگوی دودویی محلی و ماتریس هم‌رخداد که برای استخراج خصوصیات از این تصاویر مورد استفاده قرار گرفته اند تشریح شده است.

#### ۳-۱ تصویر زمان-فرکانس سیگنال (طیف‌نما)

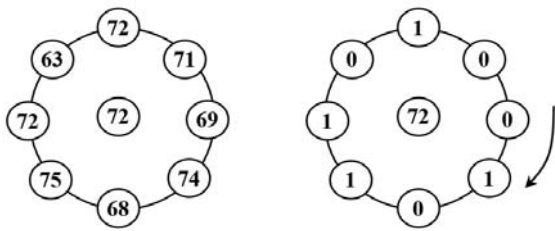
در حالت کلی، تصاویر زمان-فرکانس (TFI)<sup>۲</sup> در حقیقت تصویر توزیع زمان-فرکانس سیگنال (TFD)<sup>۳</sup> هستند که جهت تولید آن‌ها می‌توان از کرنل‌های مختلفی استفاده نمود [۳۸]. در استخراج خصوصیات از این گونه تصاویر به دلیل اینکه اطلاعات زمان و فرکانس به صورت هم‌زمان در دسترس هستند، محدودیت‌های اطلاعاتی روش‌های حوزه‌ی زمان و حوزه‌ی فرکانس وجود ندارد. همچنین، کرنل‌های مورد نظر جهت تولید تصاویر می‌تواند به گونه‌ای در نظر گرفته شود که همانند تحلیل بسته‌ای موجک در

<sup>1</sup>Bin

<sup>2</sup>Spectrogram

<sup>3</sup>Time frequency image

<sup>4</sup>Time frequency distribution



شکل ۴ الگوی دودویی محلی در اطراف یک پیکسل با شدت ۷۲

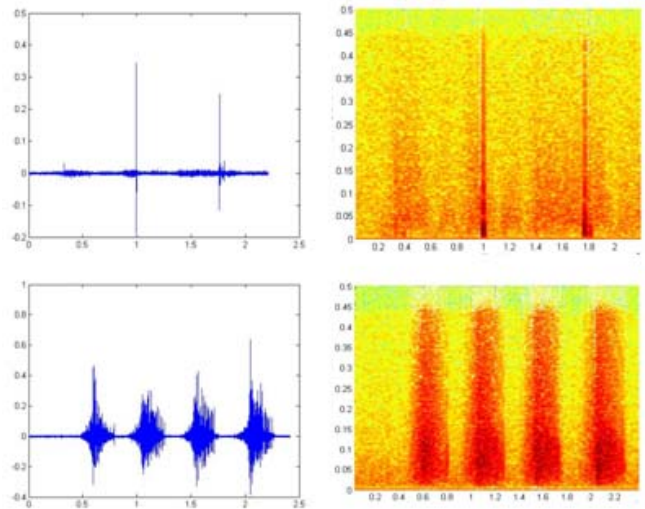
در این مقاله علاوه بر  $LBP_{P,R}^{All}$  سه گونه توسعه یافته‌ی دیگر از الگوی دودویی محلی برای استخراج خصوصیات از تصاویر طیفی در نظر گرفته شده است. در  $LBP_{P,R}^{All}$  همیشه سمت راست-ترین پیکسل به عنوان مکان شروع جهت محاسبه‌ی الگوی دودویی محلی در نظر گرفته می‌شود که این موضوع باعث ایجاد حساسیت نسبت به چرخش در توصیف‌گر ایجاد شده خواهد بود. برای رفع این مشکل  $LBP_{P,R}^{All}$  در [۳۹] پیشنهاد شده است که در آن الگوی دودویی ایجاد شده به سمت راست شیفت چرخشی داده می‌شود تا بیشترین تعداد صفر در سمت چپ عدد دودویی تولید شده قرار گیرد و کوچکترین عدد دودویی حاصل شود. به دلیل اینکه کدهای دودویی تولید شده مستقل از مکان شروع محاسبه‌ی کد دودویی خواهند بود، این توصیف‌گر مستقل از چرخش است. رابطه ۵ نشان‌دهنده‌ی نحوه‌ی محاسبه‌ی الگوهای دودویی مستقل از چرخش است. در این معادله عملگر ROR شیفت چرخشی به سمت راست را تعریف می‌کند.

(۵)

$$LBP_{P,R}^i = \min \{ROR(LBP_{P,R}^{All}, i) \mid i = 0, 1, \dots, P-1\}$$

بعضی از الگوهای دودویی محلی شامل اطلاعات اساسی الگوهای بافت هستند. این الگوها شامل حداکثر دو انتقال مابین مقادیر صفر و یک در نمایش باینری الگوی دودویی محلی هستند و الگوهای یکنواخت نامیده می‌شوند. اگر برای تولید هیستوگرام الگوهای یکنواخت برجسی معادل تعداد یک‌های موجود در کد دودویی آن‌ها در نظر گرفته می‌شود و سایر الگوها که یکنواخت نیستند برجسی معادل  $P+1$  بگیرند، هیستوگرام تولید شده از این الگوهای یکنواخت دارای خاصیت تغییر ناپذیری در مقابل چرخش نیز خواهد بود. به دلیل اینکه حداکثر  $P+1$  الگوی یکنواخت در یک همسایگی با  $P$  پیکسل وجود دارد، هیستوگرام این الگوها شامل  $P+2$  انباره برای هر ناحیه‌ی مشخص شده است [۳۹].

رابطه ۶ الگوهای دودویی محلی یکنواخت را تعریف می‌کند و رابطه ۷ تعریف ریاضی یکنواختی در الگوهای دودویی محلی است. به دلیل اینکه الگوهای یکنواخت با شرایط برجسب گذاری ذکر شده، دارای خصوصیت تغییر ناپذیری با چرخش نیز هستند بالانویس  $riu2$  در رابطه ۶ به معنی تغییر ناپذیر بودن نسبت به چرخش و همچنین یکنواختی است.



شکل ۳ سیگنال‌های نمونه از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی به همراه طیف‌نماهای مربوطه

### ۲-۳ الگوهای دودویی محلی برای تحلیل تصاویر زمان-فرکانس

اوجالا و همکاران در سال ۲۰۰۲ نسخه‌ی اولیه توصیف‌گر بافت الگوی دودویی محلی و چندین نسخه‌ی توسعه یافته‌ی آن را ارائه نمودند [۳۹]. این عملگر اطلاعات بافت تصویر را بر اساس تفاضل بین شدت یک پیکسل و پیکسل‌های واقع شده در اطراف آن، در یک همسایگی محاسبه می‌نماید. تعریف ریاضی این عملگر به صورت رابطه ۴ است.

(۴)

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p - g_c) \times 2^p$$

$$S(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

در رابطه ۴،  $g_p$ ، شدت سطح خاکستری پیکسل‌های واقع در همسایگی پیکسل مرکزی است. مقدار  $P$  در این فرمول فضای زاویه‌ای را بخش‌بندی می‌کند یعنی تعداد همسایه‌های پیکسل مرکزی با این پارامتر مشخص می‌شود و مقدار  $R$  دقت مکانی عملگر را مشخص می‌کند به این معنی که نشان‌دهنده‌ی فاصله‌ی پیکسل‌های همسایه تا پیکسل مرکزی است.

ساده‌ترین فرم الگوی دودویی محلی به صورت الگوی دودویی محلی ۱ و ۸ در نظر گرفته می‌شود که ۸ پیکسل را در اطراف یک پیکسل مرکزی با فاصله‌ای برابر ۱ در نظر می‌گیرد. شکل ۴ نشان‌دهنده‌ی نمونه‌ای از محاسبه‌ی الگوی دودویی محلی در اطراف یک پیکسل با شدت ۷۲ است.

جزئیات مربوط به این پایگاه داده مورد بررسی قرار گرفته است. سپس در مورد روش پیشنهادی و نحوه‌ی پیاده‌سازی آن در قسمت دوم این بخش بحث شده است.

#### ۴-۱ پایگاه داده

پایگاه داده سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی شامل ده مجموعه حرکت عادی و ده مجموعه حرکت خشن است که با استفاده از ابزار DelsysEMG wireless از ۴ داوطلب بین ۲۵ تا ۳۰ سال به دست آمده‌اند. مطابق جدول (۱) ده حرکت عادی و ده حرکت خشن در طول بیست آزمایش توسط هر داوطلب صورت گرفته است. لازم به ذکر است داده‌های مربوط به هر داوطلب توسط ۸ الکتروود سطحی جمع‌آوری شده است که محل قرارگیری این الکتروودها بازوها و ران‌ها است. پیکربندی مربوط به محل قرارگیری الکتروودها در جدول (۲) نشان داده شده است.

جدول ۱ حرکات خشن و عادی

حرکات عادی	حرکات خشن
خم شدن	آرنج زدن
دست زدن	ضربه پا
دست دادن	چکش زدن
پريدن	با سر ضربه زدن
دويدن	زانو زدن
نشستن	کشیدن
ایستادن	مشت زدن
قدم زدن	هل دادن
دست تکان دادن	ضربه با پا به بغل
بغل کردن	سیلی زدن

جدول ۲ محل قرارگیری الکتروودها

بخش	کانال	ماهیچه
دست راست	۱ کانال	جلو بازوی راست
دست راست	۲ کانال	جلو بازوی چپ
دست چپ	۳ کانال	پشت بازوی راست
دست چپ	۴ کانال	پشت بازوی چپ
پای راست	۵ کانال	جلوی ران راست
پای راست	۶ کانال	پشت ران راست
پای چپ	۷ کانال	جلوی ران چپ
پای چپ	۸ کانال	پشت ران چپ

#### ۴-۲ پیاده‌سازی روش پیشنهادی

همان‌گونه که در بخش قبل ذکر شد برای استفاده همزمان از اطلاعات حوزه‌ی زمان و حوزه‌ی فرکانس و رفع مشکلات مربوط به ابعاد بالای بردار ویژگی در حوزه‌ی زمان-فرکانس، در روش پیشنهاد شده در تحقیق جاری به جای استخراج خصوصیات از سیگنال، خصوصیات بافتی از تصاویر زمان-فرکانس سیگنال استخراج می‌شوند. لذا در ابتدا تصویر طیفی سیگنال (طیف‌نما) تشکیل می‌شود. بعد از تشکیل، این تصویر به سطح خاکستری

(۶)

$$U(LBP_{p,R}) =$$

$$|S(g_{p-1}-g_c) - S(g_0-g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |S(g_p-g_c) - S(g_{p-1}-g_c)|$$

$$LBP_{p,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{p-1} S(g_p - g_c) \times 2^p & \text{if } U(LBP_{p,R}) \leq 2 \\ P + 1 & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

#### ۳-۳ ماتریس هم‌رخداد برای تحلیل تصاویر زمان-فرکانس

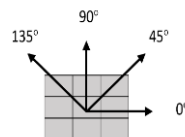
##### فرکانس

یکی دیگر از عملگرهای توصیف بافت که در این مقاله به کار گرفته شده است، ماتریس هم‌رخداد<sup>۱</sup> (GLCM) است که رابطه‌ی بین شدت‌های پیکسلی بخصوص را در یک فاصله‌ی خاص و یک جهت خاص مشخص می‌سازد [۴۰]. ماتریس GLCM مطابق با رابطه ۸ تعریف می‌شود:

$$G_{\Delta x, \Delta y}(i, j) = \quad (8)$$

$$\sum_{l1=1}^n \sum_{l2=1}^n \begin{cases} 1, & \text{if } I(l1, l2) = i \text{ and } I(l1 + \Delta x, l2 + \Delta y) = j \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases}$$

در این رابطه  $G$  ماتریس GLCM،  $i$  و  $j$  مقادیر شدت پیکسل‌های تصویر و همچنین اندیس سطر و ستون ماتریس  $G$ ، و  $\Delta x$ ،  $\Delta y$  فاصله‌هایی هستند که در جهت  $\theta$  قرار دارند. مطابق شکل ۵ چهار جهت متداول برای محاسبه‌ی ماتریس GLCM در این مقاله در نظر گرفته شده است. همچنین در این شکل مثالی از نحوه‌ی محاسبه‌ی ماتریس  $G$  نیز برای فاصله‌ی یک در جهت صفر درجه نشان داده شده است.



	1	2	3	4	5
1	1	1	0	0	1
2	3	0	0	0	0
3	1	0	0	0	1
4	0	1	1	0	0
5	0	2	0	0	0

شکل ۵ نحوه‌ی محاسبه‌ی ماتریس GLCM برای فاصله ۱ در جهت ۰ درجه

#### ۴ روش پیشنهادی

به دلیل اینکه برای پیاده‌سازی و آزمایش میزان تأثیر الگوی پیشنهادی استخراج خصوصیات، از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی استفاده شده است، در این قسمت ابتدا

<sup>1</sup>Gray Level Co-occurrence Matrix

در اعتبارسنجی متقابل ده‌لایی که رایج‌ترین روش برآورد دقت دسته‌بندی است، کل داده‌ها به ۱۰ مجموعه تقسیم شده و در ۱۰ آزمایش جداگانه، ۹ قسمت از داده‌ها برای آموزش و یک قسمت برای آزمایش مورد استفاده قرار می‌گیرند. به این صورت در آزمایش‌های صورت گرفته هر کدام از مجموعه‌های تست یک‌بار مورد آزمایش قرار خواهد گرفت. در نهایت دقت دسته‌بندی کلی از میانگین دقت‌های حاصل شده از ۱۰ آزمایش محاسبه می‌شود.

در پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی ۴ متقاضی هر کدام ۲۰ حرکت (۱۰ حرکت عادی و ۱۰ حرکت خشن) را انجام داده‌اند، لذا، در هر کانال ۸۰ سیگنال موجود است. به دلیل اینکه اطلاعات هر کانال به صورت جداگانه مورد بررسی قرار گرفته‌اند و در آزمایش‌های انجام شده جهت برآورد دقت دسته‌بندی از اعتبارسنجی متقابل ده‌لایی استفاده شده است، ۸۰ سیگنال به ۱۰ مجموعه‌ی ۸ تایی تقسیم شده و در ۱۰ بار آزمایش، ۷۲ سیگنال برای آموزش و ۸ سیگنال برای تست مورد استفاده قرار گرفته است. در نهایت دقت دسته‌بندی کلی از میانگین دقت‌های دسته‌بندی این ۱۰ آزمایش حاصل شده است.

همان‌گونه که در بخش قبلی توضیح داده شد دو آزمایش برای بررسی الگوی ارائه شده در این مقاله انجام شده است. در آزمایش اول، خصوصیات بافتی با استفاده از توصیف‌گرهای  $LBP_{P,R}^{All}$ ,  $LBP_{P,R}^{u2}$ ,  $LBP_{P,R}^i$ ,  $LBP_{P,R}^{iu2}$  ( $P = 8, 16, R = 1, 2$ ) و GLCM از تصاویر زمان-فرکانس سیگنال‌های پایگاه داده‌ی ذکر شده و بدون استفاده از ناحیه‌بندی فرکانسی استخراج شده و بردارهای ویژگی تشکیل شده از آنها توسط ماشین بردار پشتیبان به دو کلاس خشن و عادی طبقه‌بندی شده‌اند.

نتایج مربوط به توصیف‌گرهایی که بیشترین دقت دسته‌بندی میانگین را برای ۸ کانال تولید نموده‌اند در جدول (۳) درج شده است. همان‌گونه که از اطلاعات این جدول مشخص است دقت دسته‌بندی برای کانال‌های مختلف به صورت جداگانه محاسبه شده و بالاترین دقت دسته‌بندی برابر با ۰٫۹۷۵۰، با دسته‌بندی بردارهای ویژگی استخراج شده از کانال ۴ توسط توصیف‌گر بردار پشتیبان،  $RBF^2$ ، و پارامترهای فاکتور جریمه و مقدار سیگما برای این دسته‌بند به ترتیب برابر ۱۰۰۰ و ۴۰ است.

جدول ۳ دقت دسته‌بندی (%) با استفاده از توصیف‌گرهای مختلف و بدون ناحیه‌بندی تصاویر

توصیف‌گر	کانال ۷	کانال ۶	کانال ۵	کانال ۴	کانال ۳	کانال ۲	کانال ۱
$LBP_{8,2}^i$	۸۳٫۷۵	۹۱٫۲۵	۹۳٫۷۵	۹۲٫۵۰	۹۷٫۵۰	۹۵٫۰۰	۸۲٫۵۰
$LBP_{16,2}^{iu2}$	۷۷٫۵۰	۹۳٫۷۵	۹۵٫۰۰	۹۱٫۲۵	۹۳٫۷۵	۹۰٫۰۰	۸۰٫۰۰
$LBP_{16,2}^{u2}$	۷۸٫۷۵	۹۲٫۵۰	۹۱٫۲۵	۹۳٫۷۵	۹۳٫۷۵	۹۳٫۷۵	۷۷٫۵۰
GLCM	۷۶٫۲۵	۸۰٫۰۰	۸۳٫۷۵	۸۰٫۰۰	۹۳٫۷۵	۷۵٫۰۰	۷۰٫۰۰

تبدیل شده و از تصویر سطح خاکستری اطلاعات مربوط به گونه‌های مختلف الگوی دودویی محلی شامل  $LBP_{P,R}^{All}$ ,  $LBP_{P,R}^{u2}$ ,  $LBP_{P,R}^i$ ,  $LBP_{P,R}^{iu2}$  ( $P = 8, 16, R = 1, 2$ ) [۳۹] و GLCM [۴۰] استخراج می‌شود. لازم به ذکر است با توجه به کانال انتخاب شده برای استخراج خصوصیات از سیگنال، ویژگی‌های متفاوتی در تصویر مربوطه وجود دارد لذا بایستی برای این منظور توصیف‌گر مناسب انتخاب گردد. برای دسته‌بندی خصوصیات استخراج شده دو حالت کلی در این مقاله در نظر گرفته شده است. مطابق قسمت الف در شکل ۶، در روش اول برای استخراج خصوصیات کل تصویر در نظر گرفته شده و خصوصیات مورد نظر به صورت کلی از همگی تصویر استخراج می‌شود. با استفاده از خصوصیات استخراج شده دسته‌بند مورد نظر آموزش داده می‌شود و جهت دسته‌بندی سیگنال‌های تست در فاز دوم آزمایش یعنی فاز تست مورد استفاده قرار می‌گیرد. در حقیقت برای به دست آوردن نتایج به دست آمده از روش کلی، در آموزش دسته‌بندها از خصوصیات بافتی استخراج شده از کل تصویر طیفی سیگنال استفاده می‌شود. به بیان دیگر در این روش از اطلاعات کلی و عمومی فرکانسی موجود در سیگنال برای آموزش یک دسته‌بند استفاده می‌شود و به این ترتیب رفتار کلی زمان-فرکانسی سیگنال مورد بررسی قرار می‌گیرد. مطابق قسمت ب شکل ۶، روش دوم، رویکرد محلی‌تری را در نظر گرفته و قبل از استخراج خصوصیات تصویر را به باندهای فرکانسی مشخصی تقسیم‌بندی می‌کند. به عنوان مثال تصاویر می‌توانند به نواحی با سایز یکسان تقسیم شوند. خصوصیات از این نواحی استخراج شده و از خصوصیات استخراج شده مربوط به باندهای فرکانسی مختلف برای آموزش دسته‌بندها جداگانه استفاده می‌شود. به عنوان مثال اگر تصویر استخراج شده از سیگنال به ده ناحیه‌ی فرکانسی تقسیم شود خصوصیات استخراج شده از هر ناحیه برای آموزش یک دسته‌بند- به عنوان مثال ماشین بردار پشتیبان- استفاده می‌شود. در فاز تست برای دسته‌بندی تصویر مستخرج از سیگنال تست ورودی، این سیگنال مشابه تصاویر آموزشی به ده ناحیه تقسیم شده و خصوصیات هر ناحیه با استفاده از دسته‌بند مربوطه طبقه‌بندی می‌شود. تصمیم نهایی در مورد برچسب کلاسی که یک سیگنال به آن تعلق دارد با دآوری مابین تصمیمات دسته‌بندهای مختلف مشخص خواهد شد.

## ۵ نتایج آزمایشات و مقایسه با کارهای پیشین

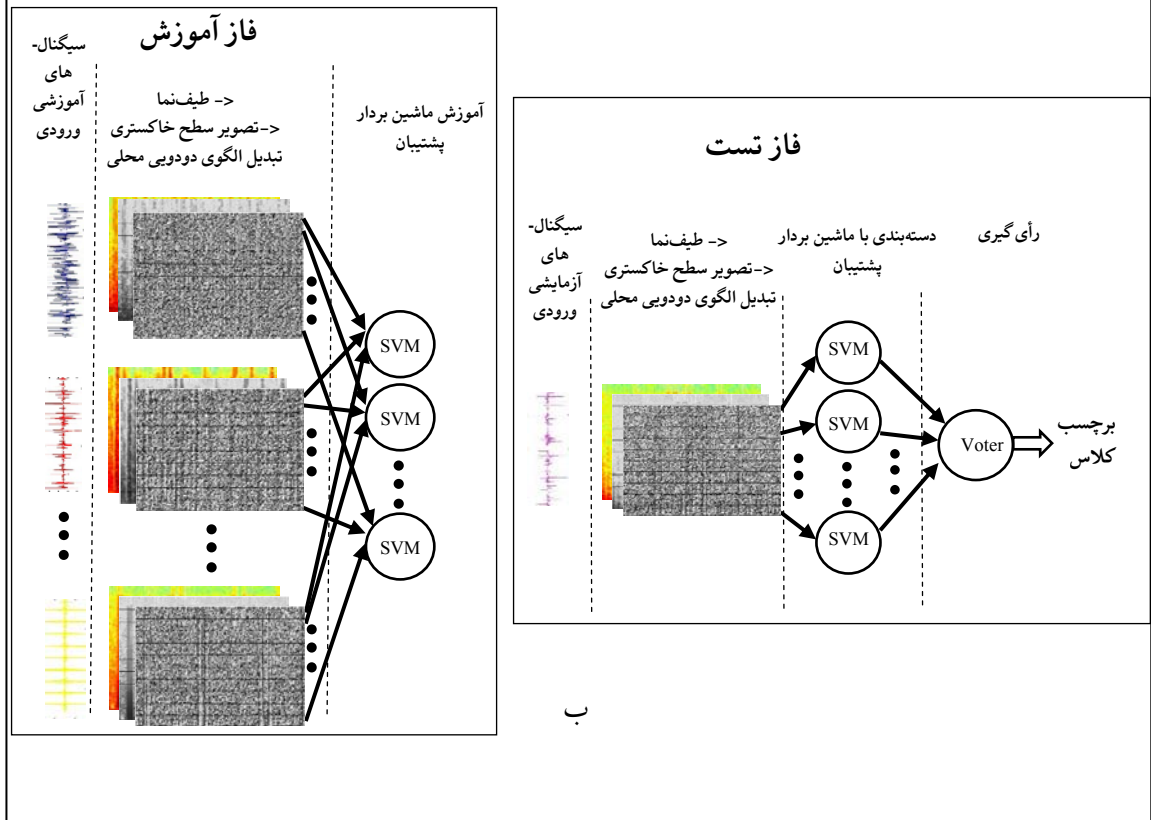
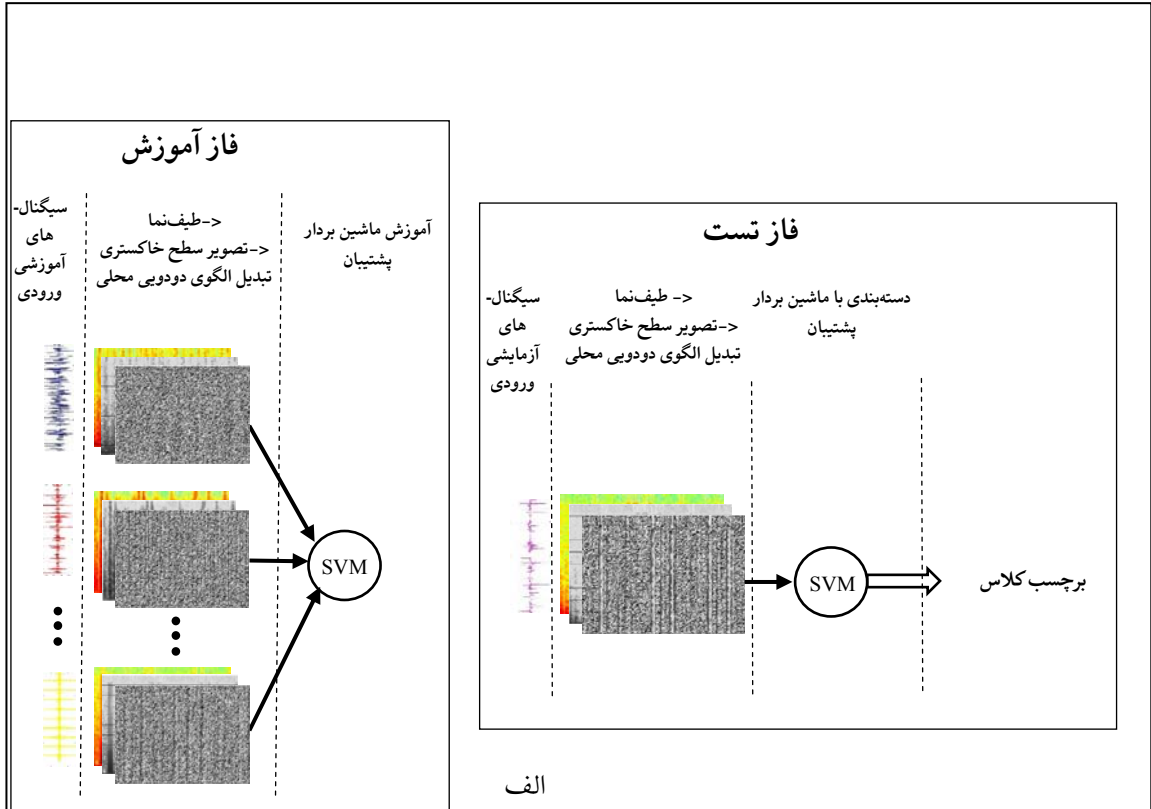
روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی پیاده‌سازی و نتایج دقت دسته‌بندی برای این پایگاه داده مطابق با رابطه ۹ و با استفاده از اعتبارسنجی متقابل ده‌لایی<sup>۱</sup> محاسبه شده است.

$$D = \frac{\text{تعداد پیش بینی های صحیح}}{\text{تعداد کل نمونه ها}} \quad (9)$$

<sup>2</sup>Radial basis function

<sup>1</sup> Ten fold cross validation

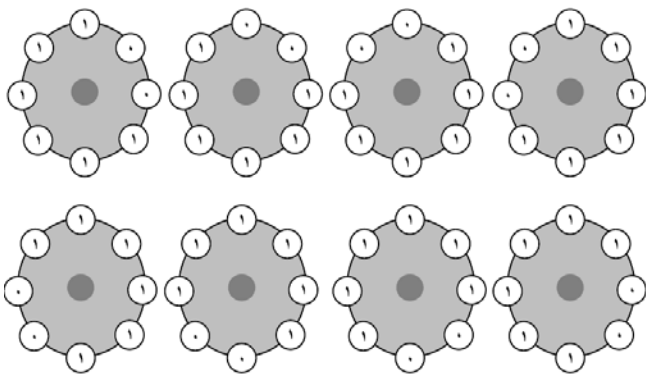




شکل ۶ رویکردهای کلی و قطعه‌بندی شده در دسته‌بندی تصاویر

همان‌گونه که در قسمت ۳-۲ توضیح داده شده است، الگوهای یکنواخت دارای حداکثر دو انتقال در کد دودویی مربوطه هستند. به عنوان مثال ۱۱۱۱۱۱ یک الگوی یکنواخت است. این الگوها نشان‌دهنده تغییرات فرکانسی ناگهانی با زمان هستند. در نظر گرفتن یک انباره برای هرکدام از این الگوها و انباشتن تمام الگوهای غیر یکنواخت در یک انباره جداگانه موجب افزایش دقت نسبت به توصیف‌گرهای دیگر شده است.

در حالت بدون بخش‌بندی بهترین دقت دسته‌بندی با استفاده از توصیف‌گر  $LBP_{8,2}^n$  حاصل شده است که به معنی افزایش دقت با یکسان در نظر گرفتن ساختارهای چرخشی است. به عنوان نمونه مطابق با شکل (۷) این‌گونه ساختارها در تصویر یکسان در نظر گرفته شده و برای آن‌ها یک انباره در بردار ویژگی در نظر گرفته خواهد شد. در حقیقت این ساختارها نشان‌دهنده تغییرات ناگهانی (لبه) در طیف‌نماها هستند. لذا یکسان در نظر گرفتن لبه‌ها با جهات مختلف، به دلیل تفاوت زمان-فرکانسی موجود در دو کلاس، (تغییرات فرکانس با زمان) موجب افزایش دقت کلی روش شده است.



شکل ۷ نمونه‌هایی از ساختار لبه در الگوی دودویی محلی

به‌طور کلی دقت دسته‌بندی وابسته به انتخاب توصیف‌گر مناسب با نوع تصویر است که می‌تواند به عنوان یک فاز پیش‌آزمایی در نظر گرفته شود. وضعیت نموداری دقت دسته‌بندی حاصله از روش‌های کلی و بخش‌بندی شده به ترتیب در شکل‌های ۸ و ۹ مشخص شده است. با توجه به نتایج مشخص شده در شکل ۸ و شکل ۹، انتخاب توصیف‌گر و کانال مناسب جهت استخراج خصوصیات از تصاویر طیف سیگنال ماهیچه‌ای در کارایی کل سیستم تأثیر زیادی دارد.

لازم به توجه است با استخراج خصوصیات از تصاویر طیف سیگنال‌های کانال ۴ بیشترین دقت میانگین در هر دو روش بخش-بندی شده و بدون بخش‌بندی حاصل شده است.

جدول (۴) دربرگیرنده نتایج به دست آمده از روش ناحیه-بندی شده در آزمایش دوم است. با توجه به اینکه در این روش برای آموزش دسته‌بندها از خصوصیات استفاده می‌شود که از نواحی فرکانسی استخراج می‌شوند و در حقیقت دسته‌بندهای مختلفی برای نواحی فرکانسی مختلف آموزش داده می‌شوند، در این روش رفتار محلی زمان-فرکانسی سیگنال مورد بررسی قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است جهت تقسیم‌بندی تصویر طیف سیگنال به باندهای فرکانسی مختلف در این روش با استفاده از ده ناحیه بهترین نتایج در آزمایشات حاصل شده است، لذا این تعداد از نواحی به عنوان پارامتر جهت تقسیم بندی تصاویر طیفی در نظر گرفته شده‌اند. رابطه ۱۰ باندهای فرکانسی مختلفی که برای استخراج خصوصیات از تصاویر طیفی سیگنال‌های ماهیچه‌ای در روش بخش‌بندی شده به کار گرفته شده‌اند را نشان می‌دهد.

جدول ۴ دقت دسته‌بندی (%) با استفاده از توصیف‌گرهای مختلف و با استفاده از ناحیه‌بندی تصاویر

توصیف‌گر	کانال ۱	کانال ۲	کانال ۳	کانال ۴	کانال ۵	کانال ۶	کانال ۷	کانال ۸
$LBP_{8,2}^n$	۹۰,۰۰	۹۷,۵۰	۹۲,۵۰	۹۷,۵۰	۸۸,۷۵	۹۶,۲۵	۹۰,۰۰	۸۷,۵۰
$LBP_{8,1}^{n,2}$	۹۰,۰۰	۹۸,۷۵	۸۸,۷۵	۹۲,۵۰	۹۲,۵۰	۹۱,۲۵	۹۰,۰۰	۸۱,۲۵
$LBP_{16,2}^{m,2}$	۹۰,۰۰	۹۱,۲۵	۹۱,۲۵	۹۵,۰۰	۸۷,۵۰	۹۳,۷۵	۹۳,۷۵	۸۲,۵۰
GLCM	۷۳,۷۵	۸۵,۰۰	۷۶,۲۵	۸۷,۵۰	۷۸,۸۵	۸۱,۲۵	۸۰,۰۰	۶۸,۷۵

با مقایسه نتایج به دست آمده از روش ناحیه‌بندی و روش کلی مشخص می‌شود با در نظر گرفتن دسته‌بندهای جداگانه برای باندهای فرکانسی مختلف دقت میانگین بیشتری نسبت به حالت کلی حاصل شده است. به‌خصوص بیشترین دقت با استفاده از توصیف‌گر  $LBP_{8,1}^{n,2}$  و با پردازش اطلاعات کانال ۲ حاصل شده است. لازم به ذکر است معیارهای C و  $\sigma$  برای دسته‌بندهای این روش به ترتیب برابر ۲۵۰۰ و ۲۲ در نظر گرفته شده‌اند.

بایستی توجه شود انتخاب توصیف‌گر مناسب جهت استخراج ویژگی از تصاویر طیف‌نما اهمیت ویژه‌ای دارد. به عنوان نمونه یکنواختی موجود در بافت تصاویر حاصل شده از اطلاعات کانال ۲ در حالت بخش‌بندی شده با استفاده از توصیف‌گر  $LBP_{8,1}^{n,2}$ ، به خوبی آشکار شده و لذا بیشترین دقت دسته‌بندی با استفاده از این توصیف‌گر حاصل شده است.

Segments =>

$$\begin{cases} 1Hz \leq S_i \leq 0.05Hz & i=1 \\ (i-1) \times 0.05Hz < S_i \leq i \times 0.05Hz & 2 \leq i \leq 10 \end{cases} \quad (10)$$

## جدول ۵ مقایسه دقت دسته‌بندی به دست‌آمده از روش پیشنهادی و

## کارهای قبلی با استفاده از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان

روش استخراج خصوصیات	دقت دسته‌بندی (%)
$LBP_{8,1}^{u2}$ (Proposed)	۹۸,۷۵
Temporal patterns [۳۰]	۹۰,۶۰
$aLBP^{All}$ [۱۵]	۹۰,۰۰
Statistical variables [۲۳] و [۲۴]	۸۷,۵۰
AR coefficients [۲۴] تا [۲۶]	۷۵,۰۰
Wavelet entropy [۲۷] تا [۲۵]	۷۰,۰۰
Wavelet energy [۲۷] تا [۲۵]	۶۶,۲۵

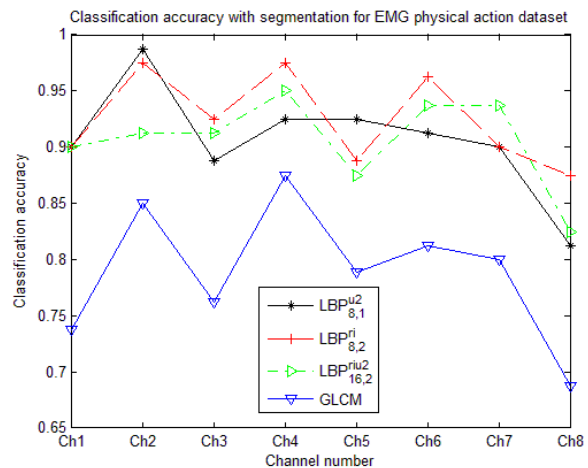
مقایسه‌ی دیگری که صورت پذیرفته است براساس بیشترین دقت به دست آمده از روش‌های مختلف استخراج خصوصیات و با استفاده از انواع دسته‌بند‌های ممکن است. نتایج مربوط به بالاترین دقت‌های دسته‌بندی که از روش‌های پیشین حاصل شده است در جدول (۶) ذکر شده‌اند. در میان روش‌های ارائه شده‌ی قبلی استفاده از  $aLBP^{All}$  و دسته‌بند ANN موجب دستیابی به دقت دسته‌بندی ۱۰۰٪ شده است.

## جدول ۶ مقایسه دقت دسته‌بندی به دست‌آمده از روش پیشنهادی و

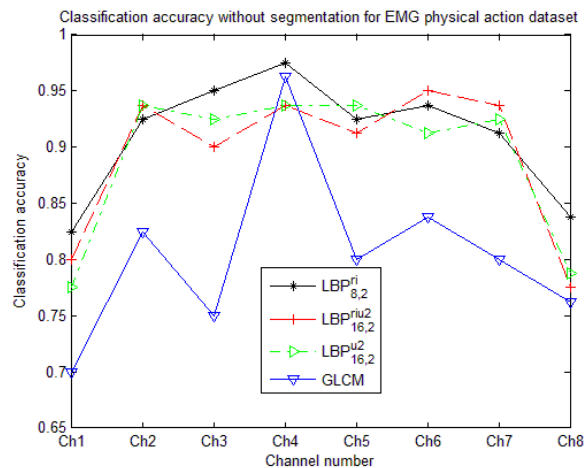
## کارهای قبلی با استفاده از انواع روش‌های دسته‌بندی

ویژگی	دسته‌بند	تعداد کانال	دقت دسته‌بندی (%)
$LBP_{8,2}^r, LBP_{8,1}^{u2}$ (Proposed)	SVM	چندتایی	۱۰۰
$aLBP^{All}$ [۱۵]	ANN	چندتایی	۱۰۰
Temporal patterns [۳۰]	ANN	چندتایی	۹۱,۷۸
Statistical variables [۲۳] و [۲۴]	ELM	چندتایی	۹۰,۱۳
$aLBP^{All}$ [۱۵]	ANN	تکی	۹۰,۰۰
Bayesian network [۲۸]	Bayes	چندتایی	۹۰,۰۰

لازم به توجه است که در این روش از اطلاعات تمام کانال‌ها جهت استخراج خصوصیات استفاده شده است. لذا، به منظور مقایسه و جهت بررسی میزان تأثیر تعداد کانال‌های متفاوت در دقت دسته‌بندی حاصل شده از آزمایش‌ها، دقت دسته‌بندی روش پیشنهادی در آزمایشی دیگر و با استفاده از تمام کانال‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. برای تحقق این امر، نتایج با داوری بین نتایج کانال‌های ۱ تا ۷ موجود در پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی حاصل شده‌اند. داوری صورت پذیرفته بر اساس رأی اکثریت مابین نتایج به دست آمده از کانال‌های ذکر شده حاصل شده است. به دلیل نیاز به فرد بودن تعداد کانال‌ها جهت مشخص نمودن رأی اکثریت، اطلاعات کانال ۸ که به صورت میانگین دارای دقت دسته‌بندی کمتری نسبت به سایر کانال‌ها می‌باشد در مشخص نمودن رأی اکثریت در نظر گرفته نمی‌شود. مطابق نتایج مندرج در جدول (۶)، بیشترین میزان دقت با استفاده از توصیف‌گرهای و در روش پیشنهادی با تحلیل چندکاناله حاصل شده است. به بیان دیگر این توصیف‌گرها دو کلاس موجود را به صورت کامل با به کارگیری چند کانال از یکدیگر تفکیک می‌نمایند. باید دقت شود میزان دقت دسته‌بندی



شکل ۸ دقت دسته‌بندی با استفاده از توصیف‌گرهای مختلف و بدون ناحیه‌بندی تصاویر



شکل ۹ دقت دسته‌بندی با استفاده از توصیف‌گرهای مختلف و با استفاده از ناحیه‌بندی تصاویر

همان‌گونه که ذکر شد برای دسته‌بندی خصوصیات ذکر شده در تحقیق جاری از ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی RBF استفاده شده است. برای مقایسه‌ی نتایج به دست آمده از این تحقیق با نتایج به دست آمده از سایر روش‌ها دو مقایسه صورت پذیرفته است که بر مبنای دسته‌بند استفاده شده و بر اساس بهترین نتیجه‌ی به دست آمده است. لازم به ذکر است مقایسه روش‌هایی که از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌کنند، به دلیل تأکید بر تأثیر الگوی استخراج خصوصیات ارائه شده در این مقاله و مقایسه آن با روش‌های دیگر استخراج خصوصیات انجام شده است. مطابق جدول (۵) استخراج خصوصیات از تصاویر زمان-فرکانس با استفاده از توصیف‌گر  $LBP_{8,1}^{u2}$  برای کانال ۲، بالاترین دقت دسته‌بندی را برای پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی، با استفاده از روش ناحیه‌بندی تولید می‌کند که نسبت به روش‌هایی که تاکنون ارائه شده‌اند و از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌کنند دقت بالاتری دارد.

تأثیر بسزایی در دقت دسته‌بندی بردارهای ویژگی استخراج شده دارند. لذا در دسته‌بندی چندکلاسه‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای عملکرد دسته‌بندی‌های مختلف و میزان تأثیر آن‌ها در دقت کلی روش مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

## مراجع

- [1] Stegeman, D. F., Blok, J. H., Hermens, H. J., Roeleveld, K., 'Surface EMG models: properties and applications', Journal of Electromyography and Kinesiology, vol.10, no.5, pp. 313-326, 2000.
- [2] Kiguchi, K., Tanaka, T., Watanabe, K., Fukuda, T., 'Design and control of an exoskeleton system for human upper-limb motion assist', In Proceedings of International conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), Vol. 2, pp. 926-93, 2003.
- [3] Fukuda, O., Tsuji, T., Kaneko, M., Otsuka, A., 'A human-assisting manipulator teleoperated by EMG signals and arm motion', IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.19, no.2, pp.210-222, 2003.
- [4] Vuskovic, M, Du, S., 'Classification of prehensile EMG patterns with simplified fuzzy ARTMAP networks', In Proceedings of International Conference on Neural Networks (IJCNN'02), Vol. 3, pp. 2539-2544, 2002.
- [5] Ju, P., Kaelbling, L. P., Singer, Y., 'State-based classification of finger gestures from electromyographic signals', In Proceedings of ICML, pp. 439-446, 2000.
- [6] Carozza, M. C., Cappiello, G., Stellin, G., Zaccone, F., Vecchi, F., Micera, S., Dario, P., 'On the development of a novel adaptive prosthetic hand with compliant joints: experimental platform and EMG control', In Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems, (IROS), pp. 1271-1276, 2005.
- [7] Felzer, T., Freisleben, B., 'HaWCoS: the hands-free wheelchair control system', In Proceedings of the fifth international ACM conference on Assistive technologies, pp. 127-134, 2002.
- [8] Han, J. S., Bien, Z. Z., Kim, D. J., Lee, H. E., Kim, J. S., 'Human-machine interface for wheelchair control with EMG and its evaluation', In Proceedings of the 25th Annual IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 2, pp. 1602-1605, 2003.
- [9] Moon, I., Lee, M., Chu, J., Mun, M., 'Wearable EMG-based HCI for electric-powered wheelchair users with motor disabilities', In Proceedings of the IEEE international conference on robotics and automation, pp. 2649-2654, 2005.
- [10] Barniv, Y., Aguilar, M., Hasanbelliu, E., 'Using EMG to anticipate head motion for virtual-environment applications', IEEE transactions on biomedical engineering, vol.52, no.6, pp. 1078-1093.

حاصل شده با به‌کارگیری کانال‌های چندگانه به میزان ۱,۲۵ درصد از دقت حاصل شده با استفاده از اطلاعات کانال ۲ بیشتر است. لذا می‌توان با انتخاب کانال و توصیف‌گر مناسب به دقت قابل قبولی دست یافت و همچنین از محاسبات سنگین و زمان‌بر جلوگیری نمود.

## ۶ جمع‌بندی و کارهای آینده

در این مقاله روشی برای مرتفع نمودن مشکلات مربوط به روش‌هایی که در حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس عمل می‌کنند ارائه شده است. برای این منظور ابتدا تصویر طیف سیگنال محاسبه شده و سپس خصوصیات بافتی تصویر یعنی گونه‌های مختلف الگوی دودویی محلی و ماتریس هم‌رخداد از این تصاویر استخراج می‌گردند. برای دسته‌بندی بردارهای ویژگی تشکیل شده از خروجی این توصیف‌گرها دو استراتژی کلی در این مقاله دنبال شد. در روش اول ویژگی‌های استخراج شده از کل تصویر برای آموزش یک ماشین بردار پشتیبان استفاده شدند. هدف از این روش در نظر گرفتن اطلاعات زمان-فرکانس سیگنال در حالت کلی و عمومی با آموزش یک ماشین بردار پشتیبان برای کل تصویر طیفی است. در رویکرد دوم تصویر طیفی به باندهای فرکانسی تقسیم و یک ماشین بردار پشتیبان برای هر باند فرکانسی آموزش داده شد. با استفاده از روش دوم رویکرد محلی‌تری در آموزش دسته‌بندی‌ها در نظر گرفته شده و برای هر باند فرکانسی یک ماشین بردار پشتیبان آموزش داده می‌شود و نتیجه‌ی نهایی با داوری بین برچسب‌های مشخص شده توسط ماشین‌های بردار پشتیبان نواحی مختلف مشخص می‌شود. نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش پیشنهادی با استفاده از پایگاه داده‌ی سیگنال‌های ماهیچه‌ای حرکات فیزیکی، نشان‌دهنده‌ی حصول دقت بیشتر با استفاده از ناحیه‌بندی است. با توجه به نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها، با استفاده از الگوی پیشنهادی برای استخراج خصوصیات، می‌توان نسبت به روش‌های قبلی که از اطلاعات حوزه‌ی زمان، حوزه‌ی فرکانس و یا حوزه‌ی زمان-فرکانس استفاده می‌کنند به دقت دسته‌بندی بالاتری دست یافت. همچنین، با انتخاب کانال و توصیف‌گر مناسب جهت استخراج خصوصیات از محاسبات سنگین و زمان‌بر اجتناب می‌شود. در این مقاله از روش پیشنهادی برای دسته‌بندی سیگنال‌های ماهیچه‌ای به دو کلاس حرکات عادی و حرکات خشن استفاده شد. این روش می‌تواند برای دسته‌بندی چند کلاسه تعمیم داده شده و جهت تفکیک حرکات مختلف دست به کار گرفته شود. تفکیک چند کلاسی حرکات دست در ساخت پروتزهایی با چند حرکت کاربرد دارد. لذا به عنوان کار آینده تعمیم روش پیشنهادی برای استخراج خصوصیات از سیگنال‌های ماهیچه‌ای مربوط به حرکات چندگانه دست بررسی خواهد شد. در این مقاله برای دسته‌بندی و تفکیک حالات مختلف سیگنال ماهیچه‌ای از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. همان‌گونه که از نتایج آزمایش‌ها مشخص شده است، دسته‌بندی‌های مختلف

- higher order statistics*, In Proceedings of the 27th Annual IEEE Conference on Engineering in Medicine and Biology, pp. 4208–4211, 2005.
- [24] Phinyomark, A., Hirunviriyaya, S., Limsakul, C., Phukpattaranont, P., 'Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation', In Proceedings of International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), pp. 856–860, 2010.
- [25] Al-Assaf, Y., 'Surface myoelectric signal analysis: dynamic approaches for change detection and classification', Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol.53, no. 11, pp. 2248–2256, 2006.
- [26] Gao, Z., Lei, J., Song, Q., Yu, Y., Ge, Y., 'Research on the surface EMG signal for human body motion recognizing based on arm wrestling robot', In Proceedings of the IEEE International Conference on Information Acquisition, pp. 1269–1273, 2006.
- [27] Englehart, K., Hudgins, B., Parker, P., Stevenson, M., 'Time-frequency representation for classification of the transient myoelectric signal', In Proceedings of the 20th Annual IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society., Vol. 5, pp. 2627–2630, 1998.
- [28] Eban, E., Rothschild, G., Mizrahi, A., Nelken, I., Elidan, G., 'Dynamic Copula Networks for Modeling Real-valued Time Series', In Proceedings of AISTATS, pp. 247–255, 2013.
- [29] Elhariri, E., El-Bendary, N., Hassaniien, A. E., 'A Hybrid Classification Model for EMG Signals Using Grey Wolf Optimizer and SVMs', In Proceedings of the 1st International Conference on Advanced Intelligent System and Informatics (AISI), pp. 297–307, 2015
- [30] Zhou, P. Y., Chan, K. C., 'A Feature Extraction Method for Multivariate Time Series Classification Using Temporal Patterns', In Proceedings of Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 409–421, 2015.
- [31] Fariman, H. J., Ahmad, S. A., Marhaban, M. H., Ghasab, M. A., Chappell, P. H., 'Hand movements classification for myoelectric control system using adaptive resonance theory', Australasian Physical, Engineering Sciences in Medicine, vol. 39, no. 1, pp. 85–102, 2016.
- [32] Wang, D., Zhang, X., Fan, M., Ye, X., 'Hierarchical mixing linear support vector machines for nonlinear classification', Pattern Recognition, 2016.
- [33] Hakonen, M., Piitulainen, H., Visala, A., 'Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications', Biomedical Signal Processing and Control, Vol. 18, 2015.
- [11] Pilas, P., Rani, P., Sarkar, N., 'An innovative high-level human-robot interaction for disabled person', In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Vol. 3, pp. 2309–2314, 2004.
- [12] Englehart, K., Hudgin, B., Parker, P. A., 'A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control', IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.48, no.3, pp. 302–311, 2001.
- [13] Englehart, K., Hudgins, B., 'A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control', IEEE transactions on biomedical engineering, vol.50, no.7, pp. 848–854, 2003.
- [14] Oskoei, M. A., Hu, H., 'Myoelectric control systems—A survey', Biomedical Signal Processing and Control, vol.2, no.4, pp. 275–294, 2007.
- [15] Ertuğrul, Ö. F., Kaya, Y., Tekin, R., 'A novel approach for sEMG signal classification with adaptive local binary patterns', Medical, biological engineering, computing, pp.1–10, 2015.
- [16] Kim, K. S., Choi, H. H., Moon, C. S., Mun, C. W., 'Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions', Current applied physics, vol.11, no. 3, pp. 740–745, 2011.
- [17] Oskoei, M. A., Hu, H., 'Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb', IEEE transactions on biomedical engineering, vol.55, no. 8, pp. 1956–1965, 2008.
- [18] Hudgins, B., Parker, P., Scott, R. N., 'A new strategy for multifunction myoelectric control', IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.40, no. 1, pp. 82–94, 1993.
- [19] Phinyomark, A., Phukpattaranont, P., Limsakul, C., 'Feature reduction and selection for EMG signal classification', Expert Systems with Applications, vol.39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.
- [20] Phinyomark, A., Quaine, F., Charbonnier, S., Serviere, C., Tarpin-Bernard, F., Laurillau, Y., 'EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness', Expert Systems with Applications, vol.40, no.12, pp. 4832–4840, 2013.
- [21] Frank, A., Asuncion, A., UCI Machine Learning Repository. Irvine, CA: University of California. School of Information and Computer Science 213, 2010. <http://archive.ics.uci.edu/ml>
- [22] Ertuğrul, Ö. F., Tağluk, M. E., Kaya, Y., Tekin, R., 'EMG signal classification by extreme learning machine', In Proceedings of Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), pp. 1–4, 2013.
- [23] Nazarpour, K., Sharafat, A. R., Firoozabadi, S. M. P., 'Surface EMG signal classification using a selective mix of

- [34] Mokhlesabadifarahani, B., Gunjan, V. K., 'EMG Signals Characterization in Three States of Contraction by Fuzzy Network and Feature Extraction', Springer, 2015.
- [35] Khushaba, R. N., Al-Timemy, A., Kodagoda, S., Nazarpour, K., 'Combined influence of forearm orientation and muscular contraction on EMG pattern recognition', Expert Systems with Applications, Vol. 61, 2016.
- [36] Joshi, D., Nakamura, B. H., Hahn, M. E., 'High energy spectrogram with integrated prior knowledge for EMG-based locomotion classification', Medical engineering & physics, vol.37, no. 5, pp. 518-524, 2015.
- [37] Zhai, X., Jelfs, B., Chan, R. H., Tin, C., 'Short latency hand movement classification based on surface EMG spectrogram with PCA', In Proceedings of the 38th Annual IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 327-330, 2016.
- [38] Musselman, M., Djurdjanovic, D., 'Time-frequency distributions in the classification of epilepsy from EEG signals', Expert Systems with Applications, vol.39. No. 13, pp. 11413-11422, 2012.
- [39] Ojala, T., Pietikainen, M., Maenpaa, T., 'Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns', IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol.24, no. 7, pp. 971-987, 2002.
- [40] Haralick, R. M., Shanmugam, K., 'Textural features for image classification', IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, vol.6, pp. 610-621, 1973.



**سیدمحمد طباطبائی** مدرک کارشناسی (سال ۱۳۸۵) در رشته مهندسی کامپیوتر (سخت افزار) و کارشناسی ارشد (سال ۱۳۸۹) در رشته معماری سیستم‌های کامپیوتری را به ترتیب از دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد و دانشگاه آزاد اسلامی واحد اراک کسب نمود. ایشان هم‌اکنون دانشجوی دکتری معماری سیستم‌های کامپیوتری در دانشگاه رازی است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه نام‌برده تشخیص الگو، پردازش سیگنال‌های زیستی، شبکه‌های عصبی و یادگیری ماشین است.



**عبداله چاله‌چاله** مدرک کارشناسی (مهندسی برق سخت‌افزار) و کارشناسی ارشد (مهندسی کامپیوتر-نرم‌افزار) خود را از دانشگاه صنعتی شریف ایران و دکتری مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه ولونگونگ استرالیا دریافت نمود. ایشان هم‌اکنون به عنوان عضو هیأت علمی در دانشگاه رازی کرمانشاه مشغول به کار است. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر و ویدئو و نیز روش‌های جدید تعامل انسان و کامپیوتر است.