

## **Detection of Persian Sign Language and Hand Gestures by Decomposition of Surface Electromyogram, and Inertia Signals with Empirical Wavelet Transform**

**Moradi, Masoud<sup>1</sup> / Shamekhi, Sina<sup>2\*</sup>**

<sup>1</sup> - M.Sc. Student, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

<sup>2</sup> - Assistant Professor, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

### **ARTICLE INFO**

DOI: 10.22041/ijbme.2022.557893.1783

Received: 15 July 2022

Revised: 5/9/2022 – 15/9/2022

Accepted: 16 September 2022

### **KEY WORDS**

*Persian Sign Language*  
*Hand Gesture*  
*Time-Frequency Transformation*  
*Empirical Wavelet Transform*  
*Feature Selection*  
*Leave-One-Subject-Out*

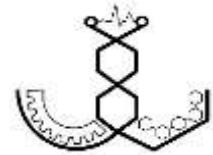
### **ABSTRACT**

In recent years, the fabrication of devices that can facilitate the difficulty of communication between deaf people and the general public and translate sign language has attracted interest from researchers. But problems such as low accuracy and calculation speed and the high cost of tools have hindered the commercialization of research. Another challenge in making a practical tool is the necessity of good performance of the methods in the perspective of training by leave-one-subject-out or in other words classifying the data of a new person. Therefore, in this article, an efficient method for detecting hand gestures with the purpose of sign language translation has been presented, so that while using a method with lower dimensions, better performance can be obtained in all kinds of training methods. In the proposed method, the features consisting of the mean absolute value, variance, root mean square, waveform length, kurtosis, and skewness have been extracted from the empirical wavelet transformation of the electromyogram and inertial signals. Then, by the ReliefF method, effective features have been selected and for the classification of hand gestures, a support vector machine classifier has been used. The accuracy percentages of the proposed method on the PSL database and DB2, DB3, DB5, and DB7 datasets of the NinaPro database, have been respectively obtained as follows: 99.31%, 97.11%, 96.58%, 96.12%, and 97.32% in the word-subject training approach, 99.78%, 97.22%, 95.46%, 97.23%, and 97.72% in the word-all-subject training approach, and 97.43%, 94.68%, 89.66%, 91.55%, and 94.81% in the leave-one-subject-out method.

### **\*Corresponding Author**

|                    |                                                                                  |            |                 |
|--------------------|----------------------------------------------------------------------------------|------------|-----------------|
| <b>Address</b>     | Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran |            |                 |
| <b>Postal Code</b> | 51335-1996                                                                       | <b>Tel</b> | +98-41-33458455 |
| <b>E-Mail</b>      | shamekhi@sut.ac.ir                                                               | <b>Fax</b> | +98-41-33444360 |





## تشخیص زبان اشاره‌ی فارسی و حرکات دست توسط تجزیه‌ی سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی و اینرسی با تبدیل موجک تجربی

مرادی، مسعود<sup>۱</sup> / شامخی، سینا<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> - دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

<sup>۲</sup> - استادیار، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

### مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2022.557893.1783

پذیرش: ۲۵ شهریور ۱۴۰۱

بازنگری: ۱۴۰۱/۶/۱۴ - ۱۴۰۱/۶/۲۴

ثبت در سامانه: ۲۴ تیر ۱۴۰۱

| واژه‌های کلیدی                                                                                                   | چکیده                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| زبان اشاره‌ی فارسی<br>حرکات دست<br>تبدیلات زمان-فرکانس<br>تبدیل موجک تجربی<br>انتخاب ویژگی<br>کنار گذاشتن یک فرد | در سال‌های اخیر ساخت ابزارهایی که بتواند دشواری ارتباط میان افراد ناشنوا و عموم جامعه را آسان کرده و زبان اشاره را ترجمه کند مورد توجه پژوهش‌گران قرار گرفته است. با این حال مشکلاتی مانند پایین بودن صحت و سرعت محاسبات و هزینه‌ی زیاد ابزار مانع تجاری‌سازی تحقیقات شده است. دیگر چالش موجود در ساخت ابزار کاربردی، لزوم عمل‌کرد خوب روش‌ها در دیدگاه آموزش به روش کنار گذاشتن یک نفر یا به بیانی دیگر در طبقه‌بندی داده‌های یک فرد جدید است. از این رو در این مقاله روشی کارآمد برای تشخیص حرکات دست با هدف ترجمه‌ی زبان اشاره ارائه شده است تا ضمن به کارگیری روشی با ابعاد کم، عمل‌کرد بهتری در انواع روش‌های آموزش به دست آید. در روش پیشنهادی، ویژگی‌های مقدار میانگین قدر مطلق، واریانس، ریشه‌ی میانگین مربعات، طول شکل موج، کشیدگی و چولگی از تبدیل موجک تجربی سیگنال‌های الکترومایوگرام و اینرسی استخراج گردیده است. سپس با روش ReliefF ویژگی‌های موثر انتخاب شده و برای طبقه‌بندی حرکات دست از ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی تابع پایه‌ی شعاعی استفاده شده است. درصدهای صحت روش پیشنهادی روی پایگاه داده‌ی PSL و مجموعه‌های DB2، DB3، DB5 و DB7 از پایگاه داده‌ی نیناپرو به ترتیب در دیدگاه کلمه-فرد برابر ۹۹/۳۱٪، ۹۷/۱۱٪، ۹۶/۵۸٪، ۹۶/۱۲٪ و ۹۷/۳۲٪، در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد برابر ۹۹/۷۸٪، ۹۷/۲۲٪، ۹۵/۴۶٪، ۹۷/۲۳٪ و ۹۷/۷۲٪ و در دیدگاه کنار گذاشتن یک فرد برابر ۹۷/۴۳٪، ۹۴/۶۸٪، ۸۹/۶۶٪، ۹۱/۵۵٪ و ۹۴/۸۱٪ به دست آمده است. |

### \*نویسنده‌ی مسئول

|               |                                                          |
|---------------|----------------------------------------------------------|
| نشانی         | دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران |
| کد پستی       | ۵۱۳۳۵-۱۹۹۶                                               |
| پست الکترونیک | shamekhi@sut.ac.ir                                       |
| تلفن          | +۹۸-۴۱-۳۳۴۵۸۴۵۵                                          |
| دورنگار       | +۹۸-۴۱-۳۳۴۴۴۳۶۰                                          |

## ۱- مقدمه

سازمان جهانی بهداشت در سال ۲۰۲۱ طبق گزارشی هشدار داده است که نزدیک به ۲/۵ میلیارد نفر در سراسر جهان (از هر ۴ نفر یک نفر) تا سال ۲۰۵۰ با درجاتی از کم‌شنوایی زندگی خواهند کرد. حداقل ۷۰۰ میلیون نفر از این افراد نیاز دارند به مراقبت‌های گوش و شنوایی دسترسی داشته باشند [۱].

ایجاد ارتباط میان افراد ناشنوا و ناگوش با افراد معمولی یک چالش بزرگ است. امروزه افراد ناشنوا برای برقراری ارتباط یکی از روش‌های نوشتن، لب‌خوانی و زبان اشاره را انتخاب می‌کنند [۲]. به کارگیری این روش‌ها برای افراد عادی جامعه دشوار است. بنابراین یافتن راهی ساده و کاربردی برای برقراری ارتباط میان افراد عادی و افراد ناشنوا در ارتقای شرایط اجتماعی جوامع مدرن موثر خواهد بود.

از میان روش‌های اشاره شده در بالا، زبان اشاره که در مجموع به حدود ۳۰ هزار گونه می‌رسد [۲] به دلیل امکان برقراری ارتباط با سرعت بالا در مقایسه با سایر روش‌ها در میان ناشنوایان محبوبیت بیشتری دارد. در ایران به طور تقریبی ۳ میلیون ناشنوا و کم‌شنوا وجود دارد که ۳۲۵ هزار نفر از آن‌ها از این زبان استفاده می‌کنند [۳-۶]. در این نوع از زبان‌ها از حرکات دست و بدون تکلم برای برقراری ارتباط میان دو ناشنوا استفاده می‌شود و مانند هر زبان شفاهی دیگری غنی و پیچیده هستند [۷]. به عنوان مثال زبان اشاره‌ی فارسی شامل ۱۰۷۵ حالت ایستا و پویا مبتنی بر چهار رکن حالت، حرکت، جهت حرکت و محل قرارگیری دست می‌باشد [۲].

با وجود این که زبان اشاره روشی بسیار کارآمد و موثر برای ارتباط دو ناشنوا است [۸]، اما به دلیل عدم آگاهی افراد عادی از علایم زبان اشاره، ارتباط میان فرد ناشنوا و فرد عادی هم‌چنان دشوار خواهد بود. برای برطرف کردن این مشکل دو راه وجود دارد. راه اول آموزش زبان اشاره به افراد عادی جامعه است که امری ناممکن به نظر می‌رسد. راه دوم ساخت دستگاه یا وسیله‌ای است که بتواند زبان اشاره را به زبان گفتاری رایج در جامعه ترجمه کند [۹، ۱۰]. این زبان‌های اشاره دارای پیچیدگی‌های متنوعی هستند و هم‌زمان در برخی از حرکات، موقعیت‌ها و حالات دست تفاوت‌های اندکی با یک‌دیگر دارند. از این رو روش‌های به کار گرفته شده در این تجهیزات باید امکان استفاده در زبان‌های مختلف را نیز داشته باشند [۱۱].

روش‌هایی که تا کنون برای ترجمه‌ی زبان اشاره مورد استفاده قرار گرفته است را می‌توان به سه گروه روش‌های مبتنی بر دوربین، روش‌های مبتنی بر حس‌گر و روش‌های مبتنی بر

ترکیب دو روش فوق تقسیم کرد. به دلیل محدودیت‌های موجود در به کارگیری دوربین، هزینه‌های پیاده‌سازی و محاسباتی بالا و زمان نسبتاً بالای پردازش تصاویر در مقایسه با سیگنال، استفاده از روش‌های مبتنی بر دوربین کم‌تر مورد توجه قرار گرفته است [۲، ۱۲]. از جمله محدودیت‌های استفاده از دوربین می‌توان به وابستگی حرکات دیده شده به زاویه‌ی دید دوربین، نیاز به منبع تغذیه‌ی دائمی و شرایط محیطی مناسب برای دوربین مانند وجود نور کافی اشاره کرد [۱۲].

یکی از روش‌های مبتنی بر حس‌گر، به کارگیری دست‌کش برای قرار دادن حس‌گرها است. با وجود این که برخی از تحقیقات انجام شده روی ساخت دست‌کش نتایج آزمایشگاهی خوبی به دست آورده‌اند [۱۳] پوشیدن دست‌کش در زندگی روزمره راحت نبوده و محدودیت‌های فنی، این رویکرد را بعضاً به یک راه‌اندازی آزمایشگاهی سوق داده است. نوع دیگر روش‌های مبتنی بر حس‌گر، رویکرد سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی<sup>۱</sup> (sEMG) و اینرسی<sup>۲</sup> (IMU) است. در مقایسه با ابزار مبتنی بر دست‌کش، تعداد حس‌گرها در این روش کاهش یافته و پوشیدن حس‌گرها با ثابت کردن آن‌ها در یک مچ‌بند به راحتی ممکن شده است. علاوه بر این، سیستم‌های مبتنی بر sEMG و IMU در سال‌های اخیر به دلیل هزینه‌ی کم‌تر، قابل حمل بودن و عدم ورود به حریم خصوصی کاربر (نداشتن دوربین)، محبوبیت بیشتری به دست آورده‌اند [۱۴].

پیش از مروری کوتاه بر روش‌های اخیر این حوزه، به دیدگاه‌های مرسوم آموزش و آزمایش روش‌های طبقه‌بندی اشاره می‌شود. بر اساس تحقیقات پیشین، برای آموزش و آزمایش روش‌ها می‌توان از سه دیدگاه متفاوت شامل دیدگاه‌های کلمه-فرد، کلمه-همه‌ی افراد و کنار گذاشتن یک فرد استفاده کرد. در دیدگاه کلمه-فرد، آموزش و آزمایش روش طبقه‌بندی بر اساس حرکات دست هر فرد به صورت جداگانه انجام می‌شود. در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد آموزش بر اساس کل پایگاه داده (همه‌ی افراد) انجام می‌شود. در روش کنار گذاشتن یک فرد آموزش روی پایگاه داده به جز یکی از شرکت کنندگان انجام شده و آزمایش روی داده‌های همان شرکت کننده‌ای انجام می‌شود که طبقه‌بند در هیچ‌یک از مراحل آموزش آن را مشاهده نکرده است. دیدگاه آخر در مقایسه با دو روش قبل شرایط سخت‌تری داشته و می‌تواند در ساخت ابزار تجاری کارا تر باشد.

در سال ۲۰۱۶ وو و هم‌کارانش [۲] یک سیستم بی‌درنگ با استفاده از حس‌گرهای اینرسی در مچ‌بند و چهار حس‌گر sEMG برای طبقه‌بندی ۸۰ علامت رایج زبان اشاره‌ی آمریکایی

<sup>۱</sup> Inertial Measurement Unit<sup>۲</sup> Surface Electromyograph



گوپال و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۲ [۲۰] مطالعه‌ای با هدف درک رابطه‌ی بین استخراج ویژگی و طول پنجره‌ی کشویی در الگوریتم‌های طبقه‌بندی مختلف انجام دادند. روش پیشنهادی این مقاله روی مجموعه‌ی داده‌ی ۳ پایگاه داده‌ی نیناپرو اجرا شده است. کلی‌آفارو و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۲ [۲۱] تحقیقی با هدف توسعه‌ی یک مدل طبقه‌بندی برای تشخیص حرکات دست با استفاده از تکنیک‌های ادغام حس گر مبتنی بر حس گرهای IMU و EMG انجام دادند. نتایج این تحقیق منجر به بهبود مدل‌های طبقه‌بندی که صرفاً بر طبقه‌بندی داده‌های EMG متکی می‌باشند شده است.

با توجه به مطالب ذکر شده، الگوریتم پیشنهادی این پژوهش نیز بر پایه‌ی پردازش سیگنال‌های حاصل از حس گرهای حرکتی شتاب‌سنج<sup>۱</sup> و ژيروسکوپ<sup>۲</sup> و sEMG اطراف مچ دست استوار است. این الگوریتم شامل مراحل مختلفی از جمله فیلترگذاری، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی بوده که در بخش‌های بعدی به تفصیل توضیح داده شده است. از آن‌جا که در بیان کلمات و به طور کلی در اجرای حرکات دست الگوهای زمان-فرکانس شکل می‌گیرد، در این تحقیق از مولفه‌های حاصل از تجزیه‌ی سیگنال به کمک تبدیل تجربی موجک به عنوان سیگنال جهت استخراج ویژگی استفاده شده است. طراحی صورت گرفته با هدف کاهش ابعاد مدل و ارتقای عمل کرد آن به ویژه در طبقه‌بندی‌های مبتنی بر کلمه در حالت کنار گذاشتن یک فرد است تا امکان ساخت وسیله‌ای ساده و در عین حال کارآمد برای ترجمه‌ی زبان اشاره فراهم گردد.

در مجموع هدف اصلی این تحقیق ارائه‌ی روشی برای آشکارسازی و طبقه‌بندی زبان اشاره‌ی فارسی و حرکات دست بوده که بر پایه‌ی ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل موجک صورت گرفته است. هم‌چنین آموزش طبقه‌بندها در این تحقیق بر اساس سه دیدگاه مبتنی بر کلمه-فرد، کلمه-افراد و کنار گذاشتن یک فرد که آموزشی واقعی‌تر بوده صورت گرفته است. در حالی که در مطالعات قبلی عموماً فقط از دیدگاه مبتنی بر کلمه-فرد استفاده شده است. هم‌چنین در روش پیشنهادی برخی از روش‌های انتخاب و استخراج ویژگی برای کاهش بعد مدل به کار گرفته شده است.

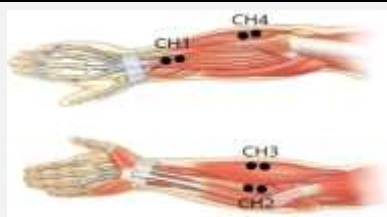
استفاده از تبدیل موجک تجربی و ویژگی حاصل از آن با هدف تشخیص حرکات دست و علایم زبان اشاره، اصلی‌ترین نوآوری این تحقیق است. هم‌چنین در این تحقیق اثر هر یک از سیگنال‌ها و حس گرهای مورد استفاده در پایگاه‌های داده‌ی تحقیق روی عمل کرد طبقه‌بندها مورد بررسی قرار گرفته است.

طراحی کردند و به میانگین صحت ۹۶/۱۶٪ برای ارزیابی با دیدگاه کلمه-فرد رسیدند. در سال ۲۰۱۹ وی و هم‌کارانش [۱۵] مطالعه‌ای با عنوان تشخیص ژست (حرکات) دست با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام توسط آموزش سیستم یادگیری ژرف روی پایگاه داده‌ی نیناپرو انجام دادند. در این تحقیق انتخاب داده‌های آموزش و آزمایش به صورت دستی و توسط خود محققان انجام شده و الگوریتم آن روی تمام حرکات مجموعه‌ی داده‌های مذکور اجرا شده است. در سال ۲۰۲۱ عسکری و شامخی [۱۲] مطالعه‌ای در زمینه‌ی تشخیص زبان اشاره‌ی فارسی انجام دادند که منجر به ایجاد دستگاه ثبت داده و هم‌چنین پایگاه داده‌ای شد که در مقاله‌ی حاضر نیز مورد استفاده قرار گرفته است. دیدگاه به کار گرفته شده در آن تحقیق نیز دیدگاه کلمه-فرد بوده است.

سان و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۱ [۱۶] برای اولین بار الگوریتمی مبتنی بر شبکه‌های ژرف LSTM را برای تشخیص حرکات دست با استفاده از سیگنال sEMG پیشنهاد دادند. هدف از تحقیق مذکور بهبود دقت و افزایش سرعت آموزش اعلام شده و از مجموعه‌ی دوم پایگاه داده‌ی نیناپرو برای ارزیابی روش استفاده شده است. ژانگ و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۲ [۱۷] در زمینه‌ی تعامل انسان و ماشین برای تشخیص حرکات دست با استفاده از سیگنال‌های sEMG چندکاناله و بر اساس منحنی پرکننده‌ی هیلبرت، یک شبکه‌ی عصبی کانولوشنی چندمقیاسه با دید دوگانه را برای بهبود عمل کرد تشخیص حرکات دست طراحی کردند. عمل کرد روش پیشنهادی این تحقیق روی مجموعه‌ی ۲ و ۳ از پایگاه داده‌ی نیناپرو آزمایش شده است. شن و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۲ [۱۸] یک شبکه‌ی عصبی کانولوشنی جدید به نام CviT را برای طبقه‌بندی حرکات مبتنی بر سیگنال sEMG پیشنهاد کردند که نسبت به شبکه‌های عصبی پیش‌رفته مانند CNN، RNN و ViT عمل کرد بهتری در دقت طبقه‌بندی دارد. در مقایسه با CNN یا RNN، این روش می‌تواند ویژگی‌های متوالی سیگنال‌های sEMG را با آموزش موازی استخراج کند. این روش روی دو مجموعه‌ی داده‌ی ۲ و ۵ از پایگاه داده‌ی نیناپرو آزمایش شده است. تیاک و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۲ [۱۹] الگوریتم CapsNet را برای بهینه‌سازی دقت پیش‌بینی حرکات دست با داده‌های کم ارائه کردند. در این تحقیق به جای استفاده از تکرار سیگنال کامل sEMG، تنها از فاز گذرا (بخش‌هایی از سیگنال) به عنوان نمونه‌های آموزشی استفاده شده که این کار باعث شده است داده‌های آموزشی به حداقل ۲۰٪ اصلی کاهش پیدا کند.

<sup>۲</sup> Gyroscope<sup>۱</sup> Accelerometer

از ۴ الکتروود sEMG، یک الکتروود سیگنال شتاب‌سنج سه محوره (در کل ۳ کانال) و یک الکتروود سیگنال ژيروسکوپ سه محوره (در کل ۳ کانال) در هنگام ثبت استفاده شده است [۱۲].



شکل (۱) - محل قرارگیری الکتروودهای الکترومایوگرام در پایگاه داده‌ی PSL [۱۲]



شکل (۲) - دو نمونه از کلمات زبان اشاره‌ی فارسی [۱۲]

پایگاه داده‌ی دوم پایگاه داده‌ی نسبتاً بزرگ نیناپرو<sup>۱</sup> [۲۳] بوده که از ۹ مجموعه‌ی داده تشکیل شده است. تفاوت این مجموعه‌ها در تعداد و نوع حس‌گرهای ثبت و همچنین حرکاتی است که شرکت کنندگان انجام داده‌اند. محل قرارگیری حس‌گرها در شکل (۳) نشان داده شده است. با توجه به هدف این مقاله در نوع حرکات و به کارگیری سیگنال‌های sEMG و IMU، از حرکات ۱۷-گانه‌ی تمرین دوم در هر یک از مجموعه‌ی داده‌های دوم، سوم، پنجم و هفتم از پایگاه داده‌ی نیناپرو استفاده شده است. این حرکات ۱۷-گانه در شکل (۴) نشان داده شده است.

مجموعه‌ی دوم از پایگاه داده‌ی نیناپرو (DB2) در سال ۲۰۱۴ توسط اتزوری و هم‌کارانش ثبت شده است [۲۴]. هنگام ثبت داده از ۴۰ فرد خواسته شده تا حرکات را با دست راست تکرار کنند. هر حرکت ۵ ثانیه طول کشیده و ۳ ثانیه استراحت به دنبال داشته است. این مجموعه شامل ۶ تکرار از ۴۹ حرکت مختلف است. همچنین از ۱۲ الکتروود سیگنال sEMG، ۲۲ حس‌گر الکتروود سیگنال شتاب‌سنج سه محوره (۳۶ کانال)، ۲۲ حس‌گر دست‌کش و ۲ الکتروود شیب‌سنج دو محوره استفاده شده است. مجموعه‌ی سوم از پایگاه داده‌ی نیناپرو (DB3) در سال ۲۰۱۶ توسط اتزوری و هم‌کارانش ثبت شده است [۲۵]. در حین اخذ داده از ۱۱ فرد خواسته شده تا حرکات را با دست راست با زمان‌بندی مشابه مجموعه‌ی DB2 تکرار کنند. در این پایگاه

از نتایج این بررسی می‌توان جهت کاهش تعداد حس‌گرهای مورد نیاز در مساله‌ی تحقیق بهره جست. لازم به ذکر است که الگوریتم پیشنهادی این تحقیق در مقایسه با سایر روش‌های پیشین صحت طبقه‌بندی را ارتقا داده و به ویژه در روش کنار گذاشتن یک فرد که روشی دشوار در آزمون‌های مشابه محسوب می‌شود از عمل کرد خوبی برخوردار است.

این مقاله در ۴ بخش تنظیم شده که در بخش دوم روش پیشنهادی تحقیق شرح داده شده است. در بخش سوم نتایج تحقیق ارائه شده و مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. در بخش چهارم نیز نتیجه‌گیری حاصل از این پژوهش و کارهای آینده ارائه شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

در این بخش ضمن معرفی پایگاه‌های داده، هر یک از مراحل روش پیشنهادی شامل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی توضیح داده شده است.

### ۲-۱- پایگاه داده

در این مقاله از دو پایگاه داده‌ی اصلی سیگنال استفاده شده که با احتساب تعداد مجموعه‌های به کار گرفته شده، ۵ مجموعه‌ی داده مورد استفاده قرار گرفته است. پایگاه داده‌ی اول در سال ۲۰۲۱ در دانشگاه صنعتی سهند توسط عسکری و شامخی [۱۲] ثبت شده است. در این پایگاه داده که با هدف تشخیص زبان اشاره‌ی فارسی تهیه شده، از حس‌گرهای IMU روی مچ دست و سیگنال‌های sEMG برای ثبت سیگنال استفاده شده است. محل قرارگیری الکتروودهای sEMG در شکل (۱) نشان داده شده است. منظور از ترکیب هم‌زمان حس‌گرهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ است. در ادامه‌ی این مقاله این پایگاه داده با نام پایگاه داده‌ی PSL شناخته می‌شود. در تحقیق مذکور دستگاهی بر پایه‌ی آردوینو و شیلدهای EMG ساخته شده و از آن برای ثبت داده در زمان ادای ۲۰ کلمه در زبان اشاره‌ی فارسی استفاده شده است. این کلمات شامل سلام، خوبین، ناشنوا، زمین، اشاره، من، شما، بله، خیر، اسم، چیه، فهمیدم، نفهمیدم، امروز، حال، دوباره، آموزش، خوشحال، کلمه و جمله [۲۲] بوده و نمونه‌هایی از آن‌ها در شکل (۲) ارائه شده است.

در این پایگاه داده سیگنال‌ها از ۱۰ داوطلب زن سالم و راست دست با میانگین سنی  $26.2 \pm 1.0$  سال اخذ شده است. هر حرکت ۵ ثانیه طول کشیده و ۳ ثانیه استراحت بین حرکات در نظر گرفته شده و هر حرکت ۱۰ بار تکرار شده است. همچنین

<sup>۱</sup> NinaPro

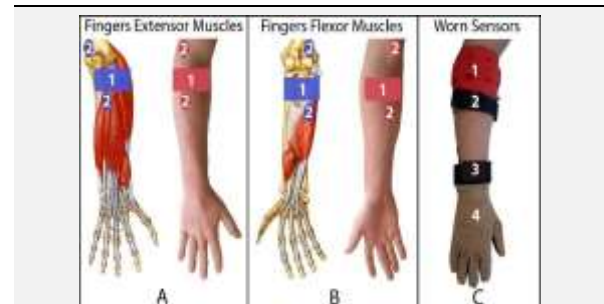
داده از ۱۰ فرد خواسته شده تا حرکات را با دست راست با زمان‌بندی مشابه DB2 تکرار کنند. این حرکات شامل ۶ تکرار از ۵۲ حرکت مختلف است. هم‌چنین از ۱۶ الکتروسیگنال sEMG، ۱ الکتروسیگنال شتاب‌سنج سه محوره (در کل ۳ کانال) و ۲۲ حس‌گر دست‌کش استفاده شده است.

مجموعه‌ی هفتم از پایگاه داده‌ی نیناپرو (DB7) در سال ۲۰۱۷ توسط انزوری و هم‌کارانش ثبت شده است [۲۷]. در حین اخذ داده از ۲۰ فرد خواسته شده تا حرکات را با دست راست با زمان‌بندی مشابه DB2 تکرار کنند. این مجموعه از ۴۰ حرکت مختلف تشکیل شده که هر حرکت دارای ۶ تکرار است. در این پایگاه داده از ۱۲ الکتروسیگنال الکترومایوگرام، ۱۲ الکتروسیگنال شتاب‌سنج سه محوره (در کل ۳۶ کانال)، ۱۲ الکتروسیگنال ژيروسکوپ سه محوره (Gyro) (در کل ۳۶ کانال)، ۲۲ حس‌گر دست‌کش و ۱۲ الکترو مغناطیس‌سنج سه محوره (در کل ۳۶ کانال) استفاده شده است. در تحقیق حاضر از مجموعه‌های DB3، DB2 و DB5 صرفاً سیگنال‌های sEMG و شتاب‌سنج و از مجموعه‌ی DB7 علاوه بر موارد اشاره شده داده‌های ژيروسکوپ نیز مورد استفاده قرار گرفته است. ضمناً از تمام داده‌های پایگاه داده‌ی PSL استفاده شده است.

## ۲-۲- روش پیشنهادی

الگوریتم روش پیشنهادی در شکل (۵) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که در هر بخش از این الگوریتم یک روش به عنوان روش پیشنهادی انتخاب شده است. هر یک از بخش‌های این الگوریتم در ادامه توضیح داده شده است.

داده تکرارها، حرکات و سیگنال‌ها مشابه DB2 است. لازم به ذکر است که بنا بر توضیحات مندرج در پایگاه داده، به دلیل نقص در داده‌های دریافت شده از افراد ۶ و ۷، نتایج این تحقیق بدون استفاده از داده‌ی این دو شرکت کننده و با احتساب داده‌های ۹ نفر به دست آمده است.

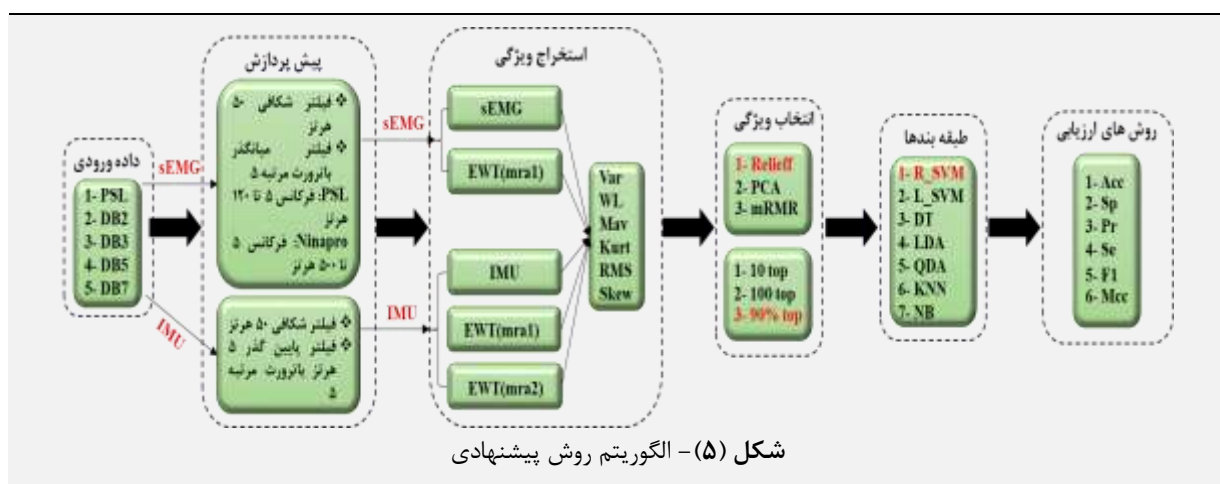


شکل (۳) - محل قرارگیری الکترودهای الکترومایوگرام در پایگاه داده‌ی نیناپرو [۲۳]



شکل (۴) - حرکات اساسی انگشتان دست و مچ در پایگاه داده‌ی نیناپرو [۲۳]

مجموعه‌ی پنجم از پایگاه داده‌ی نیناپرو (DB5) در سال ۲۰۱۷ توسط استفانو و هم‌کارانش ثبت شده است [۲۶]. در حین اخذ



شکل (۵) - الگوریتم روش پیشنهادی

هم‌چنین سیگنال‌های الکترومایوگرام پایگاه داده‌ی PSL از یک فیلتر میان‌گذر باترورث<sup>۲</sup> از نوع IIR با مرتبه‌ی ۵ و فرکانس‌های قطع اول و دوم ۵ و ۱۲۰ هرتز و سیگنال‌های الکترومایوگرام

## ۲-۲-۱- پیش‌پردازش

در این تحقیق تداخل برق شهر در سیگنال‌های هر دو پایگاه داده توسط یک فیلتر شکافی<sup>۱</sup> ۵۰ هرتز حذف شده است.

<sup>۱</sup> Butterworth

<sup>۲</sup> Notch

## ۲-۲-۲- استخراج ویژگی

در این تحقیق از ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل موجک تجربی<sup>۱</sup> (EWT) [۲۸] که یک تبدیل زمان-فرکانس می‌باشد برای تحلیل سیگنال‌ها استفاده شده است. دلیل اصلی به کارگیری این تبدیل وابستگی‌های زمان-فرکانسی در ساختارهای حرکات دست است. روش تبدیل موجک تجربی با استفاده از یک طرح تقسیم موجک تطبیقی، یک تجزیه و تحلیل چند رزولوشن<sup>۲</sup> (MRA) از یک سیگنال را ایجاد می‌کند. این MRA-ها اجزای تجزیه‌ی یک سیگنال در مقیاس‌های مختلف یا به طور معادل آن در باندهای فرکانسی مختلف هستند به گونه‌ای که می‌توان سیگنال اصلی را با جمع اجزا در هر نقطه از زمان بازیابی کرد. تعداد فیلترهای موجک تجربی مورد استفاده برای تقسیم‌بندی طیف، به طور خودکار و با شناسایی قله‌ها در تخمین طیفی توان چندتایی سیگنال ورودی تعیین می‌شود. در این روش ضرایب انرژی سیگنال ورودی در هر یک از باندهای عبور فیلترها به طور جداگانه تقسیم می‌شوند [۲۸-۳۰]. در این تحقیق از دستورات موجود در نرم‌افزار متلب برای پیاده‌سازی این تجزیه‌ی زمان-فرکانس استفاده شده است. رابطه‌ی تبدیل موجک تجربی به صورت رابطه‌ی (۱) و مودهای تجربی<sup>۳</sup> به صورت روابط (۲) و (۳) تعریف می‌شود [۲۸].

$$f(t) = w_f^E(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N w_f^E(n, t) * \psi_n(t) \quad (1)$$

$$f_0 = w_f^E(0, t) * \phi_1(t) \quad (2)$$

$$f_n = w_f^E(n, t) * \psi_n(t) \quad (3)$$

در این روابط  $\psi_n(t)$  موجک مادر،  $w_f^E(0, t)$  ضریب تقریب<sup>۴</sup> و  $w_f^E(n, t)$  ضریب جزئیات<sup>۵</sup> است.

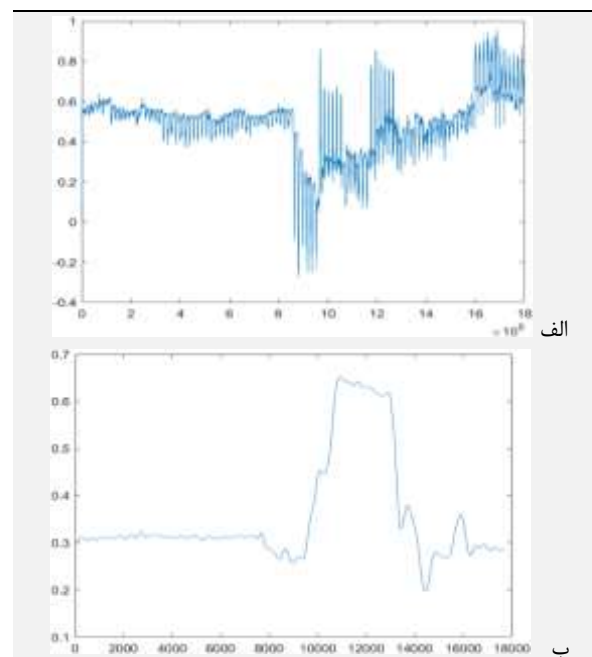
مطابق شکل (۵) برای استخراج ویژگی ابتدا تبدیل موجک تجربی سیگنال‌های sEMG و IMU به طور جداگانه محاسبه شده است. دلیل این جداسازی تفاوت در فرکانس نمونه‌برداری و محتوای فرکانسی هر یک از این سیگنال‌ها می‌باشد. سپس از اجزای تجزیه شده‌ی سیگنال sEMG مربوط به بالاترین جز تجزیه شده (MRA1) و از اجزای تجزیه شده‌ی سیگنال IMU تمام اجزا که شامل دو MRA می‌شود انتخاب شده و در ادامه برای استخراج ویژگی‌های نهایی مورد استفاده قرار گرفته است. در ضمن در هنگام کار با هر دو بخش سیگنال، سیگنال اصلی مربوطه نیز در نظر گرفته شده است. دلیل انتخاب بخش بالا از سیگنال sEMG و حذف اجزای با محتوای فرکانسی پایین،

پایگاه داده‌ی نیناپرو از یک فیلتر میان‌گذر باترورث (۵ تا ۵۰۰ هرتز) از نوع IIR با مرتبه‌ی ۵ عبور داده شده است. داده‌های شتاب‌سنج و ژيروسکوپ نیز توسط یک فیلتر پایین‌گذر باترورث مرتبه‌ی ۵ با فرکانس قطع ۵ هرتز فیلتر شده است. در این مقاله، داده‌ها جهت پردازش بهتر در دو مرحله‌ی زیر پنجره‌گذاری شده است.

۱- پنجره‌گذاری برای جداسازی هر کلمه

۲- پنجره‌گذاری برای جداسازی هر تکرار

منظور از پنجره‌گذاری در این بخش تقسیم سیگنال کلی به بخش‌های کوچک‌تر است. در حقیقت در دو سیگنال sEMG و IMU ضروری است تا کلمه‌ها و تکرارها از هم تفکیک گردد. برای مثال در مجموعه‌ی ۷ از پایگاه داده‌ی نیناپرو مطابق شکل (۶-الف) تمام حرکات و تکرارها پشت سر هم آمده است. برای استخراج ویژگی‌ها باید به شکل (۶-ب) که یک کلمه از یک تکرار است تبدیل شود. برای این کار ابتدا پنجره‌ای برای جدا کردن هر کلمه و سپس هر تکرار در نظر گرفته شده است. از آن‌جا که در هر دو پایگاه داده‌ی PSL و نیناپرو اجرای هر کلمه ۵ ثانیه و استراحت پس از آن ۳ ثانیه به طول انجامیده، طول پنجره برای جداسازی هر تکرار ۸ ثانیه در نظر گرفته شده است.



شکل (۶) - سیگنال حس‌گر شتاب‌سنج، الف) سیگنال کلی

حس‌گر شتاب‌سنج برای تمام کلمات و تکرارها بعد از

فیلترگذاری مربوط به مجموعه‌ی ۷ از پایگاه داده‌ی نیناپرو، ب)

سیگنال شتاب‌سنج بعد از پنجره‌گذاری برای یک کلمه و یک

تکرار مربوط به مجموعه‌ی ۷ از پایگاه داده‌ی نیناپرو

<sup>۴</sup> Approximation Coefficients

<sup>۵</sup> Detail Coefficients

<sup>۱</sup> Empirical Wavelet Transform

<sup>۲</sup> Multi Resolution Analysis

<sup>۳</sup> Empirical Modes

در روابط جدول (۱)،  $X$  یک متغیر تصادفی،  $\sigma$  انحراف معیار و  $\sigma^2$  واریانس است.

## ۲-۳- انتخاب ویژگی

تعداد بالای ویژگی‌ها می‌تواند باعث افزایش زمان و هزینه‌ی محاسباتی گردد. برای جلوگیری از این رخداد و به کارگیری ویژگی‌های موثر، تعداد ویژگی‌های مورد استفاده باید به صورت مناسبی کاهش یابد تا ضمن حفظ و حتی بهبود معیارهای ارزیابی، زمان استخراج ویژگی و انجام محاسبات طبقه‌بندی کاهش پیدا کند. در این مقاله انتخاب و استخراج ویژگی با استفاده از سه روش Relief، حداقل افزونگی حداکثر رابطه<sup>۷</sup> (mRMR) و تحلیل مولفه‌های اصلی<sup>۸</sup> (PCA) انجام شده است. روش Relief برای رتبه‌بندی و امتیازدهی به ویژگی‌ها در مرحله‌ی انتخاب ویژگی اعمال می‌شود. این امتیازدهی بر اساس شناسایی تفاوت ویژگی‌های نزدیک به هم است. این جفت ویژگی‌های نزدیک به هم اگر تفاوت کمی با هم داشته باشند امتیاز ویژگی کاهش و اگر تفاوت زیادی با هم داشته باشند امتیاز ویژگی افزایش می‌یابد [۳۱]. روش mRMR به عنوان یک مورد خاص، همبستگی را با وابستگی آماری بین متغیرها جایگزین کرده و از اطلاعات متقابل برای تعیین کمیت وابستگی بهره می‌گیرد. در این حالت روش mRMR یک تقریب برای به حداکثر رساندن وابستگی بین توزیع مشترک ویژگی‌های انتخاب شده و متغیر طبقه‌بندی است [۳۲]. روش PCA شامل تجزیه‌ی مقدارهای ویژه‌ی ماتریس کوواریانس می‌باشد. این روش در تعریف ریاضی یک تبدیل خطی متعامد است که داده را بر حسب بزرگ‌ترین واریانس به دستگاه مختصات جدید منتقل می‌کند. از PCA می‌توان برای کاهش ابعاد داده نیز استفاده کرد. به این ترتیب مولفه‌هایی از مجموعه‌ی داده که بیش‌ترین تاثیر را در واریانس دارند حفظ می‌شوند [۳۳]. پس از اعمال روش‌های فوق و مرتب کردن ویژگی‌ها، ویژگی‌های با ارزش در سه حالت زیر انتخاب شده است.

۱- روش ۱: انتخاب ۱۰ ویژگی برتر

۲- روش ۲: انتخاب ۱۰۰ ویژگی برتر

۳- روش ۳: انتخاب ویژگی‌های با ارزشی که جمع وزن آن‌ها ۹۰ درصد کل وزن ویژگی‌ها را شامل باشد

با بررسی روش‌های بالا مطابق نتایج ارائه شده در بخش ۳، حالت ۹۰ درصد ویژگی‌های برتر در روش Relief با کسب بهترین

حذف آرتیفکت‌ها و به کارگیری بخش موثر از سیگنال sEMG در محاسبات نهایی است. در ادامه ۶ ویژگی از اجزای تجزیه شده‌ی سیگنال‌ها محاسبه شده و در قالب بردار ویژگی برای ایجاد ماتریس ویژگی استفاده شده است. این ۶ ویژگی شامل واریانس<sup>۱</sup> (VAR)، طول شکل موج<sup>۲</sup> (WL)، مقدار میانگین قدر مطلق<sup>۳</sup> (MAV)، کشیدگی<sup>۴</sup> (KURT)، ریشه‌ی میانگین مربعات<sup>۵</sup> (RMS) و چولگی<sup>۶</sup> (SKEW) می‌باشد [۲، ۱۲]. مقدار میانگین قدر مطلق یکی از محبوب‌ترین و کارآمدترین ویژگی‌ها برای تشخیص حرکت است که انرژی سیگنال را توصیف می‌کند. واریانس و ریشه‌ی میانگین مربعات از دیگر ویژگی‌های حوزه‌ی انرژی هستند و طول شکل موج، اطلاعات پیچیدگی سیگنال را فراهم می‌کند. در انتها ویژگی‌های آماری مرتبه‌ی بالا مانند کشیدگی و چولگی می‌توانند جزئیات از دست رفته‌ی سیگنال را زمانی که به عنوان یک فرایند گوسی در نظر گرفته می‌شود، شناسایی کنند [۱۲]. روابط مربوط به هر کدام از این ویژگی در جدول (۱) بیان شده است. در نهایت برای هر کانال sEMG، ۱۲ ویژگی (۶ ویژگی از سیگنال اصلی و ۶ ویژگی از MRA1 تبدیل موجک تجربی سیگنال) و برای هر کانال IMU، ۱۸ ویژگی (۶ ویژگی از سیگنال اصلی، ۶ ویژگی از MRA1 و ۶ ویژگی از MRA2 از تبدیل موجک تجربی سیگنال) استخراج شده است. برای مثال در پایگاه داده‌ی PSL که دارای ۶ کانال IMU و ۴ کانال sEMG است، از سیگنال‌های IMU مجموع  $6 \times 18 = 108$  ویژگی و از سیگنال‌های sEMG مجموع  $4 \times 12 = 48$  ویژگی استخراج شده که در مجموع ۱۵۶ ویژگی را برای بردار ویژگی هر نمونه ایجاد می‌کند.

جدول (۱) - روابط ویژگی‌های استخراج شده

| ویژگی‌ها               | روابط                                                    |
|------------------------|----------------------------------------------------------|
| مقدار میانگین قدر مطلق | $MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  X_i $                   |
| واریانس                | $VAR = \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2$        |
| ریشه‌ی میانگین مربعات  | $RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2}$            |
| طول شکل موج            | $WL = \sum_{i=1}^{N-1}  X_{i+1} - X_i $                  |
| کشیدگی                 | $KURT = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^4}{\sigma^4}$ |
| چولگی                  | $SKEW = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^3}{\sigma^3}$ |

<sup>۵</sup> Root Mean Square

<sup>۶</sup> Skewness

<sup>۷</sup> Minimum Redundancy Maximum Relevance

<sup>۸</sup> Principal Components Analysis

<sup>۱</sup> Variance

<sup>۲</sup> Waveform Length

<sup>۳</sup> Mean Absolute Value

<sup>۴</sup> Kurtosis

## ۲-۴-۲- آموزش و دیدگاه‌های تقسیم‌بندی داده

با توجه به ویژگی‌های موضوع این تحقیق، داده‌های موجود را می‌توان به صورت‌های مختلفی در قالب مجموعه‌های آموزش و آزمایش تقسیم‌بندی کرد. در این تحقیق روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر کلمه-همه‌ی افراد، کلمه-فرد و کنار گذاشتن یک فرد<sup>۸</sup>، اعمال اعتبارسنجی متقابل<sup>۹</sup> و اعتبارسنجی مضاعف<sup>۱۰</sup> مورد بررسی قرار گرفته است. توضیحات این روش‌ها و نحوه‌ی اجرای آن‌ها در ادامه ارائه شده است.

### طبقه‌بندی بر اساس دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد و کلمه-فرد

در تقسیم‌بندی بر اساس کلمه-همه‌ی افراد داده‌ی تمام افراد شرکت کننده در آزمون با هم مورد بررسی قرار گرفته و صحت تشخیص کلمات بررسی می‌شود. در حالت تقسیم‌بندی بر اساس کلمه-فرد، فقط داده‌ی یک فرد مورد بررسی قرار گرفته و در نهایت نتایج تشخیص حرکات و کلمات در داده‌های همان فرد ارائه و بررسی می‌شود. در این تحقیق این دو دیدگاه طبقه‌بندی با در نظر گرفتن نسبت‌های مختلف برای مجموعه‌ی داده‌های آموزش و آزمایش و بررسی اثرات تفاوت نسبت‌های آموزش/آزمایش انجام شده است. با توجه به نتایج بهتر به دست آمده در نسبت ۸۰٪ به ۲۰٪ برای داده‌ی آموزش/آزمایش، این نسبت برای حالات مختلف مورد استفاده قرار گرفته است.

### طبقه‌بندی به روش کنار گذاشتن یک فرد

در این تقسیم‌بندی در هر بار اجرا داده‌های یک نفر به عنوان مجموعه‌ی آزمایش و داده‌های سایر افراد همان پایگاه داده به عنوان داده‌های آموزش مورد استفاده قرار گرفته است. به این ترتیب ۱۰ حالت مختلف روی ۱۰ فرد اول در هر پایگاه داده، آزمایش و صحت برای هر فرد به عنوان نتیجه‌ی آزمایش گزارش شده است. همان‌طور که مشخص است این حالت از تقسیم داده، ارزیابی نسبتاً سختی را از عمل‌کرد روش‌ها ارائه می‌دهد زیرا داده‌ی آزمایش استفاده شده که متعلق به یک فرد بوده به هیچ وجه در مرحله‌ی آموزش توسط مدل طبقه‌بند رویت نشده و بنابراین شرایط واقعی‌تری را در بررسی روش‌ها و در نتیجه ساخت ابزاری قابل تولید به صورت تجاری فراهم می‌آورد.

### اعتبارسنجی متقابل و مضاعف

در این تحقیق در ابتدا و پیش از اجرای الگوریتم پیشنهادی روی تمام پایگاه‌های داده، اثر به کارگیری اعتبارسنجی متقابل

نتایج به عنوان روش پیشنهادی در قسمت انتخاب ویژگی مورد استفاده قرار گرفته است. تمام انتخاب ویژگی‌ها بر اساس نتایج حاصل از ۸۰٪ داده‌های آموزش صورت گرفته است.

## ۲-۴-۲- طبقه‌بندی

آخرین مرحله از الگوریتم پیشنهادی، طبقه‌بندی داده‌ها است. برای طبقه‌بندی و مقایسه از ۷ روش یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم<sup>۱</sup> (DT)، نزدیک‌ترین همسایگی<sup>۲</sup> (KNN)، تحلیل تمایزگر خطی<sup>۳</sup> (LDA)، تحلیل تمایزگر درجه‌ی دوم<sup>۴</sup> (QDA)، بیز ساده<sup>۵</sup> (NB)، ماشین بردار پشتیبان<sup>۶</sup> با هسته‌ی خطی (SVM Linear) و ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی تابع پایه‌ی شعاعی<sup>۷</sup> (SVM-RBF) استفاده شده است [۳۴]. بررسی نتایج حاصل از هر یک از روش‌های فوق در بخش نتایج ارائه شده است. از آن‌جا که طبقه‌بند SVM-RBF در مقایسه با سایر روش‌های مقایسه‌ای بهترین نتیجه را داشته، از این روش به عنوان طبقه‌بند استفاده شده است.

### ۲-۴-۲-۱- طبقه‌بند SVM-RBF

ماشین‌های بردار پشتیبان در دسته‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به نام روش‌های هسته قرار گرفته که در آن ویژگی‌ها با استفاده از یک تابع هسته به یک فضای متفاوت نگاشت می‌شود. این نگاشت با هدف جداسازی بهتر کلاس‌ها از هم صورت گرفته و مرزهای تصمیم‌گیری غیرخطی پیچیده را به مرزهای خطی ساده در فضای ویژگی‌های جدید نگاشت می‌کند [۳۵]. هسته‌های غیرخطی مانند هسته‌ی تابع پایه‌ی شعاعی (RBF) می‌توانند برای بهبود طبقه‌بندی، جایگزین هسته‌های خطی شوند. این خصوصیت اجازه می‌دهد که الگوریتم برای ابرصفحه‌ای با بیش‌ترین حاشیه در یک فضای ویژگی تغییر شکل داده، مناسب باشد [۳۶]. رابطه‌ی هسته‌ی RBF به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$K(X1, X2) = \exp\left(-\frac{\|X1 - X2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۴)$$

در این رابطه  $\|X1 - X2\|^2$  مربع فاصله‌ی اقلیدسی بین دو بردار ویژگی  $X1$  و  $X2$  و  $\sigma^2$  کوواریانس دو متغیر است. دلیل استفاده از این کرنل در طبقه‌بندی، توانایی آن در آنالیز داده‌هایی با ابعاد بالا و تعداد کم پارامترهای تنظیم‌کننده‌ی کرنل در مقایسه با سایر کرنل‌ها است [۳۷].

<sup>۶</sup> Support Vector Machines

<sup>۷</sup> Radial Basis Function

<sup>۸</sup> Leave-one-subject-out

<sup>۹</sup> Cross Validation

<sup>۱۰</sup> Double Cross Validation

<sup>۱</sup> Decision Tree

<sup>۲</sup> K-Nearest Neighbors

<sup>۳</sup> Linear Discriminant Analysis

<sup>۴</sup> Quadratic Discriminant Analysis

<sup>۵</sup> Naive Bayes

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} & (5) \\ \text{Precision} &= TP / (TP + FP) & (6) \\ \text{Sensitivity} &= TP / (TP + FN) & (7) \\ \text{Specificity} &= TN / (TN + FP) & (8) \\ F1 &= 2 \times \frac{(\text{Sensitivity} \times \text{Precision})}{(\text{Sensitivity} + \text{Precision})} & (9) \\ \text{MCC} &= \frac{(TP \times TN) - (FP \times FN)}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} & (10) \end{aligned}$$

در این روابط TP مثبت صحیح، FP مثبت کاذب، TN منفی صحیح و FN منفی کاذب روش طبقه‌بندی است [۳۴]. با توجه به چندکلاسه بودن مسأله‌ی این تحقیق، تمام مقادیر معیارهای ارزیابی به صورت میانگین وزن دار کلاس‌ها متناسب با تعداد داده در هر کلاس محاسبه شده است.

### ۳- یافته‌ها و بحث

در این بخش به بررسی نتایج روش پیشنهادی پرداخته شده است. تمام نتایج ارائه شده با تقسیم‌بندی تصادفی مجموعه‌های آموزش و آزمایش و پس از ۱۰ بار اجرا در قالب میانگین این تکرارها برای معیارهای مرحله‌ی آزمایش به دست آمده است.

#### ۳-۱- بررسی عمل‌کرد طبقه‌بندها

نتایج طبقه‌بندی صورت گرفته توسط روش‌های مقایسه‌ای و روش پیشنهادی این تحقیق در جدول (۳) ارائه شده است. در این جدول نتایج دو حالت از انتخاب ویژگی‌های پیشنهاد شده در این تحقیق برای مقایسه‌ی عمل‌کرد طبقه‌بندها درج شده که حالت اول تمام ماتریس ویژگی و حالت دوم انتخاب ۹۰٪ ویژگی‌های برتر با روش ReliefF است. نتایج هر دو حالت با دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد آموزش و ارزیابی شده است. با مطالعه و بررسی جدول (۳) می‌توان به این نتیجه رسید که در هر دو حالت گفته شده طبقه‌بند SVM-RBF در مقایسه با سایر طبقه‌بندها با ویژگی‌های به کار گرفته شده صحت بالاتری دارد.

#### ۳-۲- بررسی تاثیر انتخاب ویژگی بر عمل‌کرد روش

##### پیشنهادی در پایگاه داده‌ی PSL

نتایج مقایسه‌ی روش‌های انتخاب ویژگی و تعیین تعداد ویژگی موثر در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد روی پایگاه داده‌ی PSL

و مضاعف به عنوان روشی برای آموزش و اعتبارسنجی نتایج صرفاً روی پایگاه‌های داده‌ی PSL، DB2 و DB3 بررسی شده است. در این راستا حالات تقسیم‌بندی بدون اعتبارسنجی متقابل، با اعتبارسنجی متقابل ۵ و ۱۰ لایه و همچنین اعتبارسنجی مضاعف ۵ و ۱۰ لایه جهت انتخاب بهترین روش آموزش مورد بررسی اولیه قرار گرفته است. این بررسی اولیه با به کارگیری طبقه‌بند SVM-RBF در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد و بدون انتخاب ویژگی انجام شده است. بر اساس نتایج حاصل که در جدول (۲) ارائه شده است، با وجود این که اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه در مقایسه با سایر روش‌ها صحت عمل‌کرد بهتری داشته است اما برتری این روش در این مطالعه در مقایسه با سایر حالات به کار گرفته شده، قابل توجه نیست. از سوی دیگر اجرای ۱۰ بار اعتبارسنجی متقابل که خود شامل تکرارهای داخلی است، در مقایسه با حالت بدون اعتبارسنجی متقابل، نیاز به زمان بیش‌تری دارد. از این رو به دلیل عدم وجود تفاوت قابل توجه در نتایج، تمام گزارش‌های بعدی ارائه شده در این مطالعه، نتایج حاصل از حالتی برای آموزش بوده که در آن اعتبارسنجی متقابل به کار گرفته نشده است. منظور از حالت بدون اعتبارسنجی، تقسیم تصادفی داده به دو بخش آموزش و آزمایش با نسبت‌های ۸۰ به ۲۰ و ۱۰ بار تکرار این روند است. همچنین منظور از اعتبارسنجی مضاعف، ۱۰ بار تقسیم داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمایش با نسبت ۸۰ به ۲۰ و اعمال اعتبارسنجی متقابل روی داده‌های آموزش است. در این روش داده‌ی آزمایش تا پایان مراحل آموزش کنار گذاشته می‌شود.

#### جدول (۲) - نتایج ارزیابی صحت، حاصل از بررسی تاثیر

اعتبارسنجی در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد (اعداد بر حسب %)

| حالت                      | PSL   | DB2   | DB3   |
|---------------------------|-------|-------|-------|
| بدون اعتبارسنجی           | ۹۹/۷۸ | ۹۷/۲۳ | ۹۵/۴۶ |
| اعتبارسنجی متقابل ۵ لایه  | ۹۹/۸۱ | ۹۷/۲۴ | ۹۵/۴۸ |
| اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه | ۹۹/۸۳ | ۹۷/۲۶ | ۹۵/۵۲ |
| اعتبارسنجی مضاعف ۵ لایه   | ۹۴/۶۹ | ۹۰/۶۳ | ۹۰/۲۳ |
| اعتبارسنجی مضاعف ۱۰ لایه  | ۹۵/۹۵ | ۹۲/۵۲ | ۹۰/۶۲ |

#### ۳-۲- معیارهای ارزیابی طبقه‌بندها

معیارهای مورد استفاده در این تحقیق برای مقایسه و ارزیابی عمل‌کرد روش‌ها شامل صحت<sup>۱</sup>، دقت<sup>۲</sup>، حساسیت<sup>۳</sup>، اختصاصیت<sup>۴</sup>، نمره‌ی F1<sup>۵</sup> و MCC<sup>۶</sup> است [۳۴] که به ترتیب با روابط (۵) تا (۱۰) تعریف می‌شوند.

<sup>۱</sup> Specificity

<sup>۵</sup> F1-Score

<sup>۶</sup> Matthews Correlation Coefficient

<sup>۱</sup> Accuracy

<sup>۲</sup> Precision

<sup>۳</sup> Sensitivity

اشاره کرد که ۹۰٪ ویژگی‌های برتر در روش ReliefF برابر با ۷۴ ویژگی از مجموع ۱۵۶ ویژگی اولیه است. با بررسی‌های صورت گرفته روی انواع داده‌ها و تقسیم‌بندی‌ها این نتیجه حاصل شده که تعداد ۹۰٪ ویژگی‌های برتر انتخاب شده در تمام حالات مورد بررسی از ۵۰٪ کل ویژگی‌ها کمتر است. با توجه به گزارشات جدول (۴) انتخاب ۹۰٪ ویژگی‌های برتر توسط روش انتخاب ویژگی ReliefF بهترین عمل کرد را میان سایر روش‌ها داشته و به عنوان روش پیشنهادی انتخاب شده است.

جدول (۴) ارائه شده است. سطر اول این جدول نتایج حالتی که انتخاب ویژگی صورت نگرفته را گزارش می‌دهد. در این جدول از روش SVM-RBF استفاده شده است. با بررسی جدول (۴) می‌توان به این نتیجه رسید که انتخاب ویژگی با روش‌های ReliefF و mRMR توانسته است در حالتی باعث بهبود نتیجه‌ی طبقه‌بندی شود. این در صورتی است که روش PCA در این تحقیق نسبت به حالت بدون انتخاب ویژگی نتوانسته در هیچ یک از حالات موجب بهبود نتایج شود. باید به این نکته

**جدول (۳) - نتایج صحت حاصل از بررسی عمل کرد طبقه‌بندها از دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد (اعداد بر حسب %)**

| طبقه‌بند   | حالت     | PSL   | DB2   | DB3   | DB5   | DB7   |
|------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| DT         | حالت اول | ۹۷/۳۴ | ۹۳/۴۵ | ۹۳/۲۳ | ۹۲/۷۳ | ۹۴/۶۲ |
|            | حالت دوم | ۹۷/۹۰ | ۹۳/۹۱ | ۹۲/۹۶ | ۹۴/۲۲ | ۹۴/۸۸ |
| KNN        | حالت اول | ۹۸/۸۳ | ۹۳/۴۴ | ۹۲/۸۱ | ۹۲/۸۴ | ۹۴/۵۰ |
|            | حالت دوم | ۹۹/۷۱ | ۹۶/۰۳ | ۹۴/۲۳ | ۹۷/۰۲ | ۹۶/۶۸ |
| LDA        | حالت اول | ۹۹/۰۰ | ۸۹/۱۹ | ۸۹/۳۹ | ۹۰/۸۷ | ۸۹/۴۱ |
|            | حالت دوم | ۹۸/۸۵ | ۹۴/۸۱ | ۸۹/۲۷ | ۹۱/۳۱ | ۸۹/۸۱ |
| QDA        | حالت اول | ۹۴/۶۹ | ۹۰/۶۳ | ۹۰/۲۳ | ۹۰/۱۷ | ۹۰/۹۷ |
|            | حالت دوم | ۹۷/۱۵ | ۹۱/۸۳ | ۹۰/۱۲ | ۹۱/۴۹ | ۹۱/۱۸ |
| SVM Linear | حالت اول | ۹۹/۱۳ | ۹۴/۹۳ | ۹۲/۰۰ | ۹۱/۹۰ | ۹۵/۷۶ |
|            | حالت دوم | ۹۹/۴۴ | ۹۵/۰۲ | ۹۳/۰۰ | ۹۳/۵۳ | ۹۶/۷۰ |
| SVM-RBF    | حالت اول | ۹۹/۳۲ | ۹۵/۶۷ | ۹۳/۵۸ | ۹۳/۹۴ | ۹۶/۱۸ |
|            | حالت دوم | ۹۹/۷۸ | ۹۷/۲۳ | ۹۵/۴۶ | ۹۷/۲۳ | ۹۷/۷۲ |
| NB         | حالت اول | ۹۵/۹۵ | ۹۲/۵۲ | ۹۰/۶۲ | ۹۱/۹۰ | ۹۲/۹۶ |
|            | حالت دوم | ۹۸/۴۹ | ۹۳/۱۱ | ۹۱/۳۹ | ۹۲/۷۰ | ۹۲/۶۱ |

حالت اول: تمام ماتریس ویژگی، حالت دوم: انتخاب ۹۰٪ ویژگی‌های برتر با روش ReliefF

**جدول (۴) - نتایج بررسی تاثیر مرحله‌ی انتخاب ویژگی از دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد در روش پیشنهادی (اعداد بر حسب %)**

| بررسی تاثیر انتخاب ویژگی | صحت   | دقت   | حساسیت | اختصاصیت | F1    | MCC   |
|--------------------------|-------|-------|--------|----------|-------|-------|
| بدون انتخاب ویژگی        | ۹۹/۳۲ | ۹۳/۲۵ | ۹۹/۶۴  | ۹۳/۶۵    | ۹۳/۲۳ | ۹۲/۹۹ |
| روش ReliefF              | ۹۸/۱۰ | ۸۱/۰۰ | ۹۹/۰۰  | ۸۱/۵۳    | ۸۰/۶۷ | ۸۰/۰۰ |
|                          | ۹۹/۶۹ | ۹۶/۸۶ | ۹۹/۸۴  | ۹۷/۰۳    | ۹۶/۸۶ | ۹۶/۷۵ |
|                          | ۹۹/۷۸ | ۹۷/۷۵ | ۹۹/۸۸  | ۹۷/۸۲    | ۹۷/۷۴ | ۹۷/۶۵ |
| روش mRMR                 | ۹۵/۷۲ | ۵۷/۲۵ | ۹۷/۷۵  | ۵۶/۵۸    | ۵۵/۸۹ | ۵۴/۲۳ |
|                          | ۹۹/۵۸ | ۹۵/۷۵ | ۹۹/۷۸  | ۹۵/۹۱    | ۹۵/۷۴ | ۹۵/۵۷ |
|                          | ۹۴/۴۱ | ۴۴/۱۳ | ۹۷/۰۶  | ۴۴/۸۷    | ۴۳/۵۲ | ۴۱/۱۵ |
| روش PCA                  | ۹۸/۹۴ | ۸۹/۳۸ | ۹۹/۴۴  | ۸۹/۹۲    | ۸۹/۳۸ | ۸۸/۹۷ |
|                          | ۹۹/۰۸ | ۹۰/۷۵ | ۹۹/۵۱  | ۹۱/۸۴    | ۹۰/۷۶ | ۹۰/۵۷ |
|                          | ۹۳/۵۶ | ۳۵/۶۲ | ۹۶/۶۱  | ۳۵/۳۵    | ۳۴/۶۹ | ۳۱/۷۷ |

۱۰ آزمایش در دیدگاه کنار گذاشتن یک فرد و تکمیل ۱۰ جدول مشابه حاصل شده است. در واقع بعد از تکمیل ۱۰ جدول یاد شده میانگین و انحراف معیار این جداول در جدول (۵) ارائه شده است. در تکمیل این جدول از انتخاب ۹۰٪ ویژگی‌های

### ۳-۳- بررسی تاثیر حس‌گرها در پایگاه داده‌ی PSL

#### و آموزش به روش کنار گذاشتن یک فرد

برای بررسی تاثیر حس‌گرها در آموزش به روش کنار گذاشتن یک فرد جدول (۵) طراحی شده است. این جدول پس از انجام

می‌شود که در حالت کلی روش پیشنهادی این پژوهش با داده‌های به دست آمده از حس‌گرهای IMU (ژیروسکوپ و شتاب‌سنج) در مقایسه با سیگنال‌های sEMG و بر اساس مسالهی مورد نظر این تحقیق دارای نتیجه‌ی مطلوب‌تری است.

برتر با روش ReliefF و همچنین طبقه‌بند SVM-RBF و نسبت ۸۰ به ۲۰ داده‌ی آموزش به آزمایش استفاده شده است. همچنین برای انتخاب ویژگی از ۸۰٪ داده‌های آموزش استفاده شده است. با توجه به نتایج مندرج در جدول (۵) مشاهده

**جدول (۵) - نتایج حاصل از بررسی تاثیر حس‌گرهای به کار رفته در هنگام ثبت داده و درصد صحت طبقه‌بندها از دیدگاه کنار گذاشتن یک فرد**

| داده‌ها            | حس‌گر                                | صحت (انحراف معیار $\pm$ میانگین) (%) | کانال |
|--------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|-------|
| داده‌ی PSL         | شتاب‌سنج                             | ۹۶/۰۱ $\pm$ ۱/۵۴                     | ۳     |
|                    | ژیروسکوپ                             | ۹۵/۸۰ $\pm$ ۱/۸۱                     | ۳     |
|                    | شتاب‌سنج + ژیروسکوپ (IMU)            | ۹۷/۵۱ $\pm$ ۱/۳۶                     | ۶     |
|                    | الکترومایوگرام                       | ۹۶/۱۴ $\pm$ ۱/۴۶                     | ۴     |
|                    | الکترومایوگرام + شتاب‌سنج + ژیروسکوپ | ۹۷/۴۳ $\pm$ ۱/۳۲                     | ۱۰    |
| مجموعه‌ی ۲ نیناپرو | شتاب‌سنج                             | ۹۴/۷۱ $\pm$ ۰/۹۰                     | ۳۶    |
|                    | الکترومایوگرام                       | ۹۴/۵۶ $\pm$ ۱/۰۴                     | ۱۲    |
|                    | الکترومایوگرام + شتاب‌سنج            | ۹۴/۶۸ $\pm$ ۰/۸                      | ۴۸    |
| مجموعه‌ی ۳ نیناپرو | شتاب‌سنج                             | ۸۹/۷۱ $\pm$ ۰/۹                      | ۳۶    |
|                    | الکترومایوگرام                       | ۸۹/۶۱ $\pm$ ۱/۰۶                     | ۱۲    |
|                    | الکترومایوگرام + شتاب‌سنج            | ۸۹/۶۶ $\pm$ ۰/۸۶                     | ۴۸    |
| مجموعه‌ی ۵ نیناپرو | شتاب‌سنج                             | ۹۱/۸۵ $\pm$ ۰/۴۷                     | ۳     |
|                    | الکترومایوگرام                       | ۹۰/۷۶ $\pm$ ۰/۴۱                     | ۱۶    |
|                    | الکترومایوگرام + شتاب‌سنج            | ۹۱/۵۵ $\pm$ ۰/۴۳                     | ۱۹    |
| مجموعه‌ی ۷ نیناپرو | شتاب‌سنج                             | ۹۴/۱۱ $\pm$ ۱/۳۳                     | ۳۶    |
|                    | ژیروسکوپ                             | ۹۴/۱۰ $\pm$ ۱/۲۲                     | ۳۶    |
|                    | شتاب‌سنج + ژیروسکوپ (IMU)            | ۹۵/۱۵ $\pm$ ۱/۳۰                     | ۷۲    |
|                    | الکترومایوگرام                       | ۹۵/۰۲ $\pm$ ۱/۳۵                     | ۱۲    |
|                    | الکترومایوگرام + شتاب‌سنج + ژیروسکوپ | ۹۴/۸۱ $\pm$ ۱/۳۳                     | ۸۴    |

اهمیت استفاده از این حس‌گرها را در روش پیشنهادی دو چندان می‌کند.

### ۳-۴ - مقایسه‌ی تقسیم‌بندی کلمه-فرد و کلمه-

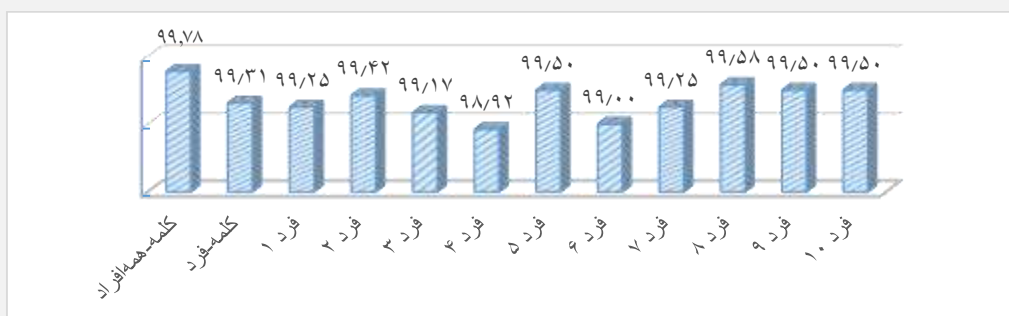
#### همه‌ی افراد در پایگاه داده‌ی PSL

برای مقایسه‌ی صحت طبقه‌بندی در تقسیم‌بندی کلمه-فرد و کلمه-همه‌ی افراد در پایگاه داده‌ی PSL نمودار شکل (۷) ارائه شده است. در ستون اول این نمودار درصد صحت تقسیم‌بندی کلمه-همه‌ی افراد، در ستون دوم میانگین درصد صحت تقسیم‌بندی کلمه-فرد برای تمام افراد و در انتها درصد هر یک از افراد گزارش شده است. این نمودار که فقط روی پایگاه داده‌ی PSL انجام شده با انتخاب ۹۰٪ ویژگی‌های برتر توسط روش ReliefF و استفاده از طبقه‌بند SVM-RBF به دست آمده است. با بررسی شکل (۷) مشاهده می‌شود که مطابق انتظار صحت در حالت تقسیم‌بندی کلمه-همه‌ی افراد بیش‌تر از تقسیم‌بندی

دلیل این اتفاق به نوع داده‌های مورد استفاده در این تحقیق وابسته است. به عبارت دیگر نوع حرکاتی که در پایگاه‌های داده‌ی مورد استفاده در این تحقیق اجرا شده به گونه‌ای بوده که ویژگی‌های استخراج شده از داده‌های sEMG در مقایسه با ویژگی‌های استخراج شده از داده‌های IMU نتایج ضعیف‌تری را تامین نموده است. این یافته به معنی عدم کارایی سیگنال‌های sEMG نیست و می‌تواند در برخی دیگر از حرکات که انگشتان دست نقش بیش‌تری دارند، عمل کرد سیگنال‌های sEMG بهتر از نتایج حاصل از IMU باشد. با این حال با توجه به هدف این تحقیق که بررسی حرکات مشخصی از دست است، ویژگی‌های استخراج شده از داده‌های IMU عمل کرد موفق‌تری داشته‌اند. از آن‌جا که در ثبت سیگنال‌های IMU در مقایسه با سیگنال‌های sEMG فرکانس نمونه‌برداری پایین‌تری مورد نیاز است، به کارگیری فقط حس‌گرهای IMU از دیدگاه پردازش داده و سخت‌افزار مورد نیاز مطلوب‌تر می‌باشد. این موضوع

کلمه-فرد است. دلیل این افزایش صحت این است که در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد طبقه‌بند با داده‌هایی آموزش می‌بیند که تمام افراد پایگاه داده در آن‌ها نقش داشته‌اند. در واقع با افزایش کیفیت آموزش صحت طبقه‌بندی نیز افزایش یافته است.

کلمه-فرد است. دلیل این افزایش صحت این است که در دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد طبقه‌بند با داده‌هایی آموزش می‌بیند که تمام افراد پایگاه داده در آن‌ها نقش داشته‌اند. در واقع با افزایش کیفیت آموزش صحت طبقه‌بندی نیز افزایش یافته است.



شکل (۷) - مقایسه‌ی ارزیابی صحت تقسیم‌بندی کلمه-فرد و کلمه-همه‌ی افراد در پایگاه داده‌ی PSL

در پژوهش آلفارو و هم‌کارانش [۲۱] برای بررسی اثر به کارگیری IMU، صحت حاصل از به کارگیری حس‌گر IMU برابر ۸۴/۶۰٪ و بدون استفاده از آن برابر ۸۳/۵۰٪ گزارش شده در حالی که در روش پیشنهادی این تحقیق این نتایج به ترتیب برابر با ۹۵/۸۶٪ و ۹۵/۰۲٪ است. این نتایج روی مجموعه‌ی داده‌ی ۷ از پایگاه داده‌ی نیناپرو و با دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد حاصل شده است. بر اساس نتایج این مقایسه، روش پیشنهادی در هر دو حالت (استفاده یا عدم استفاده از حس‌گر IMU) نسبت به مقاله‌ی فوق از نتایج خوبی برخوردار است.

مقایسه‌ی نتایج صحت روش پیشنهادی از دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد با مقالات دو سال اخیر با موضوع مشابه روی مجموعه‌ی داده‌های ۲، ۳، ۵ و ۷ از پایگاه داده‌ی نیناپرو در جدول (۷) ارائه شده است. روش مورد استفاده‌ی هر تحقیق به طور مختصر در بخش مقدمه توضیح داده شده است. با بررسی نتایج جدول (۷) می‌توان به این نتیجه رسید که روش پیشنهادی این مقاله در مقایسه با تحقیقات قبلی انجام شده دارای صحت بهتری است. در جدول (۸) جمع‌بندی نتایج صحت روش پیشنهادی روی سه دیدگاه مطرح شده گزارش شده است. این نتایج بالاترین درصد صحت گزارش شده‌ی این مقاله در روش مذکور است. با توجه به این جدول می‌توان به این نتیجه رسید که دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد صحت بالاتری نسبت به دو دیدگاه دیگر داشته و دیدگاه کنار گذاشتن یک فرد پایین‌ترین صحت را دارد اما به طور هم‌زمان ارزیابی نسبتاً سختی را از عمل‌کرد روش‌ها ارائه می‌دهد زیرا داده‌ی آزمایش استفاده شده به هیچ وجه در مرحله‌ی آموزش توسط مدل طبقه‌بند رویت نشده و بنابراین شرایط واقعی‌تری را در بررسی روش‌ها و در نتیجه ساخت ابزاری قابل تولید به صورت تجاری فراهم می‌سازد.

### ۳-۵- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

برای بررسی عمل‌کرد روش پیشنهادی با تحقیقات پیشین در ابتدا نتایج روش پیشنهادی با تحقیق عسکری و شامخی [۱۲] که تنها مطالعه‌ی گزارش شده‌ی قبلی روی پایگاه داده‌ی PSL بوده مقایسه شده است. یادآور می‌شود که روش پیشنهادی متشکل از فیلترهای مطرح شده، استفاده از تبدیل موجک تجربی برای تجزیه‌ی سیگنال‌های sEMG و IMU، استفاده از روش انتخاب ویژگی Relief با ۹۰٪ ویژگی‌های برتر و استفاده از طبقه‌بند SVM-RBF است. این نتایج در جدول (۶) ارائه شده است. می‌توان مشاهده کرد که صحت روش پیشنهادی این مقاله نسبت به تحقیق عسکری و شامخی [۱۲] در تمام افراد به طور محسوسی بالاتر است.

#### جدول (۶) - نتایج صحت روش پیشنهادی

روی پایگاه داده‌ی PSL در دیدگاه کلمه-فرد و مقایسه با تحقیق عسکری و شامخی [۱۲]

| افراد   | روش پیشنهادی (%) | مقاله‌ی [۱۲] (%) |
|---------|------------------|------------------|
| فرد ۱   | ۹۹/۲۵            | ۹۵/۲۵            |
| فرد ۲   | ۹۹/۴۲            | ۹۵/۰۷            |
| فرد ۳   | ۹۹/۱۱            | ۹۴/۰۰            |
| فرد ۴   | ۹۸/۹۲            | ۹۵/۳۴            |
| فرد ۵   | ۹۹/۵۰            | ۹۵/۳۲            |
| فرد ۶   | ۹۹/۰۰            | ۹۶/۰۹            |
| فرد ۷   | ۹۹/۲۵            | ۹۴/۱۶            |
| فرد ۸   | ۹۹/۵۸            | ۹۴/۹۴            |
| فرد ۹   | ۹۹/۵۰            | ۹۵/۷۴            |
| فرد ۱۰  | ۹۹/۵۰            | ۹۴/۳۹            |
| میانگین | ۹۹/۳۱            | ۹۵/۰۳            |

**جدول (۷) - نتایج صحت روش پیشنهادی روی پایگاه داده‌ی نیناپرو از دیدگاه کلمه-همه‌ی افراد در مقایسه با تحقیقات پیشین**

| پایگاه داده        | روش پیشنهادی مقاله  | سال چاپ | تعداد حرکات (کلاس) | نتایج صحت (%) |
|--------------------|---------------------|---------|--------------------|---------------|
| مجموعه‌ی ۲ نیناپرو | LSTM [۱۶]           | ۲۰۲۱    | ۱۷                 | ۷۹/۷۰         |
|                    | DVMSCNN [۱۷]        | ۲۰۲۲    | ۱۲                 | ۸۳/۲۹         |
|                    | CviT [۱۸]           | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۸۴/۰۹         |
|                    | CapsNet [۱۹]        | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۷۸/۳۰         |
|                    | SVM-RBF (این تحقیق) | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۹۷/۲۲         |
| مجموعه‌ی ۳ نیناپرو | DVMSCNN [۱۷]        | ۲۰۲۲    | ۱۲                 | ۷۰/۵۸         |
|                    | TR [۲۰]             | ۲۰۲۲    | ۱۰                 | ۷۵/۳۷         |
|                    | SVM-RBF (این تحقیق) | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۹۵/۴۶         |
| مجموعه‌ی ۵ نیناپرو | CviT [۱۸]           | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۸۴/۰۹         |
|                    | SVM-RBF (این تحقیق) | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۹۷/۲۳         |
| مجموعه‌ی ۷ نیناپرو | LS-SVM [۲۱]         | ۲۰۲۲    | ۷                  | ۸۴/۶۰         |
|                    | SVM-RBF (این تحقیق) | ۲۰۲۲    | ۱۷                 | ۹۷/۷۲         |

**جدول (۸) - جمع‌بندی نتایج صحت از سه دیدگاه مطرح شده**

| دیدگاه                                       | پایگاه داده        | درصد صحت (%) |
|----------------------------------------------|--------------------|--------------|
| کلمه-فرد (میانگین تمام افراد هر پایگاه داده) | داده‌ی PSL         | ۹۹/۳۱        |
|                                              | مجموعه‌ی ۲ نیناپرو | ۹۷/۱۱        |
|                                              | مجموعه‌ی ۳ نیناپرو | ۹۶/۵۸        |
|                                              | مجموعه‌ی ۵ نیناپرو | ۹۶/۱۲        |
|                                              | مجموعه‌ی ۷ نیناپرو | ۹۷/۳۲        |
| کلمه-همه‌ی افراد                             | داده‌ی PSL         | ۹۹/۷۸        |
|                                              | مجموعه‌ی ۲ نیناپرو | ۹۷/۲۲        |
|                                              | مجموعه‌ی ۳ نیناپرو | ۹۵/۴۶        |
|                                              | مجموعه‌ی ۵ نیناپرو | ۹۷/۲۳        |
|                                              | مجموعه‌ی ۷ نیناپرو | ۹۷/۷۲        |
| کنار گذاشتن یک فرد                           | داده‌ی PSL         | ۹۷/۴۳        |
|                                              | مجموعه‌ی ۲ نیناپرو | ۹۴/۶۸        |
|                                              | مجموعه‌ی ۳ نیناپرو | ۸۹/۶۶        |
|                                              | مجموعه‌ی ۵ نیناپرو | ۹۱/۵۵        |
|                                              | مجموعه‌ی ۷ نیناپرو | ۹۴/۸۱        |

**۴- نتیجه‌گیری**

در این تحقیق روشی برای تشخیص زبان اشاره‌ی فارسی و حرکات دست ارائه شده و برای تشخیص حرکات از سه دیدگاه کلمه-فرد، کلمه-همه‌ی افراد و کنار گذاشتن یک فرد استفاده شده است. از دو پایگاه داده‌ی نیناپرو (مجموعه‌ی داده‌های ۲، ۳، ۵ و ۷) و PSL، در مجموع ۵ مجموعه‌ی داده، جهت ارزیابی عمل‌کرد روش پیشنهادی استفاده شده است. از سیگنال‌های sEMG و IMU، تبدیل موجک تجربی مربوطه محاسبه شده است. بخش MRA1 سیگنال sEMG و دو MRA سیگنال‌های IMU برای استخراج ویژگی انتخاب شده است. تعداد ۶ ویژگی مطرح شده در بخش استخراج ویژگی از اجزای تجزیه شده‌ی سیگنال استخراج شده و بردار ویژگی ساخته شده است. برای

کاهش ویژگی‌ها از سه روش انتخاب ویژگی برتر استفاده شده که با مطالعه‌ی نتایج (جدول ۴) مشخص شده است که روش ReliefF با انتخاب ۹۰٪ ویژگی‌های برتر بهترین نتیجه را ایجاد می‌کند. با به کارگیری حالات مختلف تقسیم‌بندی داده و ارزیابی عمل‌کرد روش‌های مختلف طبقه‌بندی به کمک معیارهای گوناگون، ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی تابع پایه‌ی شعاعی برای طبقه‌بندی پیشنهاد شده است. در انتها نتایج به دست آمده با تحقیقات پیشین انجام شده در این زمینه مقایسه شده که این نتایج نشان دهنده‌ی برتری صحت روش پیشنهادی در مقایسه با تحقیقات پیشین است.

بر اساس نتایج جدول (۵) که تاثیر حس‌گرهای مورد استفاده در کار را نشان می‌دهد، این نتیجه حاصل شده است که استفاده

- [3] Dryer MS, Haspelmath M. The world atlas of language structures online. Leipzig: Max Planck Institute for Evolutionary Anthropology. Online: <http://wals.info>. 2013.
- [4] Karami A, Zanj B, Sarkaleh AK. Persian sign language (PSL) recognition using wavelet transform and neural networks. *Expert Systems with Applications*. 2011;38(3):2661-7.
- [5] Barkoky A, Charkari NM, editors. Static hand gesture recognition of Persian sign numbers using thinning method. 2011 International Conference on Multimedia Technology; 2011: IEEE.
- [6] Azar SG, Seyedarabi H. Trajectory-based recognition of dynamic Persian sign language using hidden Markov model. *Computer Speech & Language*. 2020;61:101053.
- [7] Stokoe W. Sign Language Structure, An outline of the visual communications systems of American deaf. *Studies in linguistics occasional paper*. 1960;8.
- [۸] مولائی م. بررسی زبان اشاره فارسی از دیدگاه نشانه شناسی. اولین کنفرانس علمی پژوهشی راهکارهای توسعه و ترویج آموزش علوم در ایران، ۱۳۹۴.
- [9] Shukor AZ, Miskon MF, Jamaluddin MH, bin Ali F, Asyraf MF, bin Bahar MB. A new data glove approach for Malaysian sign language detection. *Procedia Computer Science*. 2015;76:60-7.
- [10] Anderson R, Wiryana F, Ariesta MC, Kusuma GP. Sign language recognition application systems for deaf-mute people: a review based on input-process-output. *Procedia computer science*. 2017;116:441-8.
- [11] Cheok MJ, Omar Z, Jaward MH. A review of hand gesture and sign language recognition techniques. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 2019;10(1):131-53.
- [12] Khomami SA, Shamekhi S. Persian sign language recognition using IMU and surface EMG sensors. *Measurement*. 2021;168:108471.
- [13] Fels SS, Hinton GE. Glove-talk: A neural network interface between a data-glove and a speech synthesizer. *IEEE transactions on Neural Networks*. 1993;4(1):2-8.
- [14] Yang X, Chen X, Cao X, Wei S, Zhang X. Chinese sign language recognition based on an optimized tree-structure framework. *IEEE journal of biomedical and health informatics*. 2016;21(4):994-1004.
- [15] Wei W, Dai Q, Wong Y, Hu Y, Kankanhalli M, Geng W. Surface-electromyography-based gesture recognition by multi-view deep learning. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2019;66(10):2964-73.
- [16] Sun T, Hu Q, Gulati P, Atashzar SF. Temporal dilation of deep LSTM for agile decoding of sEMG: Application in prediction of Upper-Limb motor intention in NeuroRobotics. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021;6(4):6212-9.

از حس‌گرهای IMU و حتی فقط حس‌گرهای ژيروسکوپ می‌تواند نتایج موثرتری در مقایسه با سیگنال‌های sEMG در مساله‌ی این تحقیق ایجاد نماید. هم‌چنین حس‌گرهای IMU با توجه به محل قرارگیری (اطراف مچ دست) و فرکانس نمونه‌برداری پایین نسبت به سیگنال sEMG، به راحتی می‌توانند در ساعت‌های هوشمند تعبیه شوند. ضمناً در استفاده از فقط این حس‌گرها از تعداد ویژگی‌های کم‌تری نیز استفاده می‌شود. بنا بر توضیحات بخش استخراج ویژگی برای حالتی که فقط از حس‌گر ژيروسکوپ استفاده شده، صرفاً ۵۴ ویژگی مورد نیاز است که این تعداد بعد از اعمال روش ReliefF و انتخاب ۹۰٪ ویژگی برتر به حدود نصف کاهش پیدا کرده که این کار سرعت اجرای محاسبات را نسبت به حالتی که از تمام ویژگی‌ها استفاده شده باشد بالا می‌برد زیرا سیستم ویژگی‌های کم‌تری را در نظر می‌گیرد. استفاده از این حس‌گرها و روش ارائه شده در این مقاله تا حد زیادی می‌تواند مسیر ساخت دستگاهی ساده، پراکارب، با صحت بالا، فراگیر و ارزان را هموار سازد. هم‌چنین با توجه به جدول (۸) مشاهده می‌شود که آموزش کلمه-همه‌ی افراد بهترین نتیجه را در بررسی‌های روش پیشنهادی ایجاد کرده است. این به معنای نیاز به تعداد بالای نمونه برای آموزش بهتر روش‌ها است. با این حال نتایج به دست آمده از حالت کنار گذاشتن یک فرد که در همین جدول نیز ارائه شده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در چالش مواجهه با داده‌ی یک فرد جدید نیز عمل‌کرد خوبی داشته است. در مورد کارهای آینده پیشنهاد می‌شود از سایر روش‌های زمان-فرکانس مانند تبدیل موجک همگام‌سازی شده یا تبدیل فوریه‌ی همگام‌سازی شده یا استفاده از تبدیل ثابت Q استفاده شود. هم‌چنین تکمیل پایگاه داده‌ی PSL موجود از کارهای بعدی است که در ادامه‌ی این تحقیق صورت خواهد گرفت تا امکان آموزش بهتر روش پیشنهادی فراهم آمده و شرایط برای ساخت یک دستگاه مترجم که قابلیت تجاری‌سازی را داشته باشد هر چه بیش‌تر مهیا گردد.

## ۵- مراجع

- [1] Word health organization, deafness and hearing loss 2021 [Available from: <https://www.who.int/news/item/02-03-2021-who-1-in-4-people-projected-to-have-hearing-problems-by-2050>].
- [2] Wu J, Sun L, Jafari R. A wearable system for recognizing American sign language in real-time using IMU and surface EMG sensors. *IEEE journal of biomedical and health informatics*. 2016;20(5):1281-90.

- [28] Gilles J. Empirical wavelet transform. *IEEE transactions on signal processing*. 2013;61(16):3999-4010.
- [29] Gilles J, Heal K. A parameterless scale-space approach to find meaningful modes in histograms—Application to image and spectrum segmentation. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*. 2014;12(06):1450044.
- [30] Gilles J, Tran G, Osher S. 2D empirical transforms. Wavelets, ridgelets, and curvelets revisited. *SIAM Journal on Imaging Sciences*. 2014;7(1):157-86.
- [31] Kononenko I, Šimec E, Robnik-Šikonja M. Overcoming the myopia of inductive learning algorithms with RELIEFF. *Applied Intelligence*. 1997;7(1):39-55.
- [32] Peng H, Long F, Ding C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2005;27(8):1226-38.
- [33] Parveen AN, Inbarani HH, Kumar ES, editors. Performance analysis of unsupervised feature selection methods. 2012 International Conference on Computing, Communication and Applications; 2012: IEEE.
- [34] Sammut C, Webb GI. *Encyclopedia of machine learning*: Springer Science & Business Media; 2011.
- [35] Boser BE, Guyon IM, Vapnik VN, editors. A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*; 1992.
- [۳۶] دانشور س. تشخیص ضایعات قرمز بیماری رتینوپاتی با استفاده از موجک مورلت در تصاویر رنگی شبکه [کارشناسی ارشد]: وزارت علوم، تحقیقات و فناوری - دانشگاه فردوسی مشهد - دانشکده مهندسی؛ ۱۳۹۱.
- [۳۷] رضایی خ، قادری ف، طاهری گرجی ج، حدادنیا ج. بازشناسی ژست‌ها و حالت‌های حرکتی دست در سیگنال‌های الکترومایوگرام با استفاده از روش هم‌جوشی نرم در انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی کننده‌ی بهینه. فصل نامه علمی پژوهشی مهندسی پزشکی زیستی. ۲۰۲۰؛۱۴(۳):۱۹۵-۲۰۸.
- [17] Zhang Y, Yang F, Fan Q, Yang A, Li X. Research on sEMG-Based Gesture Recognition by Dual-View Deep Learning. *IEEE Access*. 2022;10:32928-37.
- [18] Shen S, Wang X, Mao F, Sun L, Gu M. Movements Classification through sEMG with Convolutional Vision Transformer and Stacking Ensemble Learning. *IEEE Sensors Journal*. 2022.
- [19] Tyacke E, Reddy SP, Feng N, Edlabadkar R, Zhou S, Patel J, et al. Hand Gesture Recognition via Transient sEMG Using Transfer Learning of Dilated Efficient CapsNet: Towards Generalization for Neurorobotics. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2022;7(4):9216-23.
- [20] Gopal P, Gesta A, Mohebbi A. A Systematic Study on Electromyography-Based Hand Gesture Recognition for Assistive Robots Using Deep Learning and Machine Learning Models. *Sensors*. 2022;22(10):3650.
- [21] Colli Alfaro JG, Trejos AL. User-Independent Hand Gesture Recognition Classification Models Using Sensor Fusion. *Sensors*. 2022;22(4):1321.
- [۲۲] خمامی سع. تشخیص حالات دست بر پایه سیگنال‌های الکترومایوگرافی سطحی: دانشگاه صنعتی سهند؛ ۱۳۹۶.
- [23] Atzori M, Gijsberts A, Castellini C, Caputo B, Hager A-GM, Elsig S, et al. Electromyography data for non-invasive naturally-controlled robotic hand prostheses. *Scientific data*. 2014;1(1):1-13.
- [24] Atzori M, Gijsberts A, Kuzborskij I, Elsig S, Hager A-GM, Deriaz O, et al. Characterization of a benchmark database for myoelectric movement classification. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*. 2014;23(1):73-83.
- [25] Atzori M, Gijsberts A, Castellini C, Caputo B, Mittaz Hager A-G, Elsig S, et al. Clinical parameter effect on the capability to control myoelectric robotic prosthetic hands. *Journal of rehabilitation research and development*. 2016;53(3):345-58.
- [26] Pizzolato S, Tagliapietra L, Cognolato M, Reggiani M, Müller H, Atzori M. Comparison of six electromyography acquisition setups on hand movement classification tasks. *PloS one*. 2017;12(10):e0186132.
- [27] Krasoulis A, Kyranou I, Erden MS, Nazarpour K, Vijayakumar S. Improved prosthetic hand control with concurrent use of myoelectric and inertial measurements. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*. 2017;14(1):1-14.