

## بررسی و تحلیل روش‌های استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک چندهدفه و ماشین بردار پشتیبان برای کلاس‌بندی سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات بازو

سید علی زنده باد<sup>۱</sup>، سیامک حقی پور<sup>۲\*</sup>، حمیدرضا کبروی<sup>۳</sup>، سیدامیر زنده باد<sup>۴</sup>

۱- کارشناس ارشد مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک/ گروه مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز

۲- دکتری مهندسی پزشکی و استادیار دانشگاه/ گروه مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز

۳- دکتری مهندسی پزشکی و عضو هیئت علمی دانشگاه/ گروه مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد

۴- دانشجوی دکتری مخابرات/ گروه مهندسی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز

*haghipour@iaut.ac.ir*

### چکیده

سال‌هاست به منظور توانبخشی و ساخت اندام مصنوعی سعی محققین بر این بوده که زمان پردازش کاهش داده شود تا برای استفاده‌های زمان حقیقی مناسب باشد، هرچند در این زمینه تا حدودی موفق بوده‌اند ولی در اکثر تحقیقات قبلی مسئله آشکارسازی نوع حرکت پیش از مشاهده آن مورد توجه نبوده است. نشان داده شده به کمک روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه<sup>۱</sup>، می‌توان از تقابل بین اهداف مختلف منجر به جوابی شد که در حقیقت مصالحه‌ای بین اهداف مختلف است همچنین از مزایای این روش نسبت به روشهای تک‌هدفه<sup>۲</sup> می‌توان به شناسایی تعداد بیشتر راه حل‌ها، قابلیت اضافه کردن قوانین مختلف در آینده و واقعی تر بودن مدل‌های ارائه شده در این مسائل اشاره نمود.

هدف کلی این پژوهش، ارائه راهکاری مناسب جهت تشخیص بلادرنگ نوع حرکت مورد اراده فرد در عضلات بازو مبتنی بر پردازش سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی<sup>۴</sup> برای کنترل یک ساعد سایبرنتیکی با استفاده از ویژگیهای مناسب زمان-فرکانسی است که توسط الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II<sup>۳</sup> گزینش می‌شود، همچنین استفاده از ماشین بردار پشتیبان<sup>۵</sup> به عنوان طبقه بندی کننده<sup>۶</sup> به منظور آشکارسازی زمان حقیقی نوع حرکت به کار گرفته شده است.

نتایج حاصل از پردازش ۱۰۰ نمونه داده ثبت شده از عضلات بازو ۵ سوژه سالم نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از روش پیشنهادی، با طول پنجره بهینه ۲۵۶ ms و با صحت بالای ۹۸٫۴۳٪، فرآیند شناسایی حرکت ساعد دست را در سه حالت مختلف تشخیص و مورد استفاده قرار داد. بنابراین می‌توان ادعا کرد که استفاده از این روش، منجر به دستیابی به خطای بهینه‌سازی کمتر و همچنین سرعت همگرایی کمتری نسبت به روشهای قبلی می‌شود.

**واژه‌های کلیدی:** الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی چندهدفه، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم ژنتیک

1 online

2 multi-objective

3 Single-objective

4 Surface Electromyography(SEMG)

5 Support vector Machine(SVM)

6 Classification

## مقدمه

همانطور که می‌دانید عوامل زیادی همچون بیماری ها، تصادفات رانندگی، حوادث کار و جنگ ها در قطع عضو اندام بالایی بخصوص ساعد دست دخیل بوده و به طور معمول کیفیت زندگی بیمار را به شدت کاهش میدهد. در سالهای گذشته به منظور درمان و توانبخشی این عارضه فعالیت های بسیار زیادی انجام شده که یکی از آنها استفاده از اعضای مصنوعی<sup>۱</sup> است. اندام سیبرنتیکی به سیستمی گفته می‌شود که به جای اندام قطع شده فرد مددجو قرار گرفته و با استفاده از پردازش سیستم عصبی و یا سیگنال های زیستی دیگر، حرکت فرد را شناسایی و عملکردی مشابه اندام طبیعی از دست رفته انجام می‌دهد.

نخستین قدم در کنترل اعضای سیبرنتیکی شناسایی حرکت مورد نظر فرد مددجو است، از بین روش های مختلف ارائه شده، پردازش سیگنال EMG یکی از پرکاربردترین ابزارها در این حوزه محسوب می‌شود [۱].

از لحاظ فیزیولوژیکی نشان داده شده است که قبل از ایجاد گشتاور حول مفصل و به تبع آن انجام حرکت، فعالیت سیگنال های الکترومایوگرام عضلات درگیر، بصورت برانگیخته<sup>۲</sup> آشکار میشوند. لذا می‌توان با استفاده از تجزیه و تحلیل سیگنال SEMG در یک پنجره زمانی مناسب، نوع حرکت مورد اراده<sup>۳</sup> را تشخیص داد. بنابراین می‌توان مفهوم آشکارسازی نوع حرکت پیش از مشاهده حرکت را به نحوی معادل با مفهوم تشخیص اراده حرکت قرار داد. نشان داده شده است که حداکثر زمان مجاز برای پردازش، آشکارسازی و کنترل به منظور تشخیص زمان حقیقی با استفاده از eEMG، ۳۰۰ ms است [۲].

تحقیقات بسیار زیادی در زمینه پردازش سیگنال EMG ارائه شده است. آقای گراوپ و همکارانش نخستین کسانی بودند که در سال ۱۹۷۵ به تفکیک سیگنال EMG با استفاده از مدل ARMA پرداختند [۳]. طبقه بندی سیگنال EMG با استفاده از ویژگی های زمان-فرکانسی به کمک شبکه عصبی هاپفیلد<sup>۴</sup> [۴]، فیلتر کردن سیگنال EMG از آرتیفکت های حرکتی و بررسی انحراف از خط پایه [۵]، استفاده از ویژگی قدر مطلق انتگرال سیگنال جهت آنالیز و دسته بندی الگو های سیگنال EMG [۶]، توسعه روش کنترل پروتز انگشتان دست با تمرکز بر روی ویژگی قدر مطلق انتگرال سیگنال EMG سطحی [۷]، استفاده از بردار ویژگی ها با استفاده از روش آنالیز مولفه های اساسی<sup>۵</sup> و تابع فاصله ماهالانوبیس<sup>۶</sup> برای طبقه بندی [۸]، بکارگیری روش های ضرائب مشترک و بیشترین احتمال در شناسایی الگوهای EMG [۹]، استفاده از سیستم فازی برای تشخیص الگوهای حرکتی سیگنال EMG و الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۷</sup> [۱۰]، بکارگیری ویژگی زمان-فرکانس تبدیل فوریه زمان کوتاه [۱۱]، استفاده از دسته بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و بکارگیری الگوردهای فعال در کاهش منابع سیگنالهای ناخواسته [۱۲]، استفاده از دسته بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و بکارگیری الگوردهای فعال در کاهش منابع سیگنال ناخواسته [۱۲] و استفاده از الگوریتم ژنتیک تک هدفه جهت پیشگویی زمان حقیقی نوع حرکت مچ دست [۱۶]، از جمله روش هایی بودند که تا کنون توسط محققین ارائه شده است. هدف اصلی یک روش بهینه‌سازی تک هدفه یافتن بهترین راه حل از طریق مینیمم و یا ماکزیمم نمودن یک تابع هدف واحد است. اما در یک روش بهینه‌سازی چندهدفه، با اهداف مختلف که ممکن است با یکدیگر در تضاد باشند، جواب واحد بهینه‌ای وجود ندارد. در این مسائل تقابل بین اهداف مختلف منجر به جوابی خواهد شد که در حقیقت مصالحه‌ای بین اهداف مختلف است. به این جواب در اصطلاح پارتو بهینه<sup>۸</sup> گویند. استفاده از روش بهینه‌سازی چندهدفه سه مزیت مهم نسبت به حالت تک هدفه دارد:

با استفاده از روش چندهدفه، تعداد بیشتری از راه حل‌ها شناسایی می‌شوند.

با استفاده از روش چند هدفه به راحتی می‌توان قوانین مختلفی را به مساله اضافه نمود.

مدلهای ارائه شده در یک مساله چند هدفه نسبت به حالت تک هدفه به واقعیت نزدیکترند.

1 Prosthetic  
2 Evoked electromyography (eEMG)  
3 Intention  
4 Hopfield Neural networks  
5 Principal component analysis (PCA)  
6 Mahalanobis distance  
7 Back Propagation  
8 Pareto-optimal

روش بهینه‌سازی NSGA یک روش چندهدفه است که بر مبنای الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. این روش، نسبت به روش الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه کارایی بیشتری دارد اما دارای مشکلاتی از قبیل حجم محاسبات بالا، نبود نخبه‌گرایی و نبود الگوریتمی دقیق برای تعیین پارامتر  $\sigma_{Share}$  است. روش NSGA-II نسخه اصلاح شده این روش است که در آن از نخبه‌گرایی استفاده شده و بر خلاف روش NSGA در آن نیازی به تعیین پارامتر  $\sigma_{Share}$  به روش سعی و خطا نیست [۱۳].

در واقع از NSGA-II به عنوان راهکاری سیستماتیک جهت انتخاب ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. این الگوریتم به دلیل وجود مزایایی از جمله وجود یک حافظه معتبر، بهره برداری ساده از جوابهای قبلی، موجود بودن روشهای مختلفی برای افزایش سرعت و پیشرفت الگوریتم، امکان استفاده به صورت توزیع شده و موازی، ایده ال بودن برای محیط‌های نویزی، مجزا بودن و ماجولار بودن آن و از همه مهمتر چند هدفه بودن<sup>۲</sup> و نخبه‌گرایی<sup>۳</sup> استفاده شده است [۱۳].

در بخش ۲، توضیحات الگوریتم NSGA-II بیان خواهد شد. در بخش ۳، دسته بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و در بخش ۴ نتایج پیاده سازی الگوریتم NSGA-II نشان داده خواهد شد.

## ۲- الگوریتم NSGA-II

الگوریتم کلی NSGA II را می‌توان به بخش‌های زیر تقسیم نمود:

### ۲-۱- تشکیل جمعیت اولیه

جمعیت اولیه بر اساس دامنه تعریف متغیرها و قیود مساله به صورت تصادفی تشکیل می‌شود. تعداد اعضای این جمعیت بسته به تعداد متغیرهای مساله توسط کاربر تعیین می‌شود.

### ۲-۲- چینش غیرمغلوب

جمعیت اولیه بر اساس غیر مغلوب بودن<sup>۴</sup> مرتب می‌شود. الگوریتم چینش سریع غیرمغلوب به صورت گام‌های زیر است: برای هر عضو  $p$  در جمعیت  $P$  گام‌های زیر را انجام ده:

- لیست  $S_p = \phi$  را به صورت تهی ایجاد کن. این لیست مخصوص اعضای خواهد بود که توسط عضو  $p$  مغلوب می‌شوند.

- مقدار اولیه  $n_p = 0$  قرار ده. این مقدار نشان دهنده تعداد اعضای خواهد بود که عضو  $p$  را مغلوب<sup>۵</sup> می‌کنند.

- برای هر عضو  $q$  در جمعیت  $P$ :

○ اگر عضو  $p$  عضو  $q$  را مغلوب کند:

▪ عضو  $q$  را به مجموعه  $S_p$  اضافه کن، یعنی  $S_p = S_p \cup \{q\}$

○ اما اگر عضو  $q$  عضو  $p$  را مغلوب کند:

▪ شمارنده مغلوب شدن را برای عضو  $p$  یک واحد افزایش ده، یعنی  $n_p = n_p + 1$ .

- اگر  $n_p = 0$  باشد، یعنی هیچ عضوی عضو  $p$  را مغلوب نمی‌کند. بنابراین  $p$  به مجموعه جبهه اول تعلق می‌گیرد. رتبه عضو  $p$  را

برابر ۱ قرار ده یعنی  $p_{rank} = 1$ . مجموعه جبهه اول را با اضافه کردن  $p$  به آن به روز کن یعنی  $F_1 = F_1 \cup \{p\}$ .

- 1 Modular
- 2 multi- objective
- 3 Elitist
- 4 Non-domination

- مراحل قبلی را برای تمامی اعضای موجود در جمعیت P انجام بده.
- مقدار اولیه شمارنده جبهه را برابر ۱ قرار می‌دهیم.
- هنگامی که جبهه شماره  $i$  غیر تهی باشد یعنی  $F_i \neq \phi$  باشد، مراحل زیر را انجام بده:
  - مجموعه  $Q = \phi$  قرار بده. این مجموعه برای نگهداری اعضای جبهه شماره  $(i+1)$  در نظر گرفته می‌شود.
  - برای هر عضو  $p$  از جبهه  $F_i$  مراحل زیر را انجام بده:
    - برای هر عضو  $q$  در  $S_p$  (مجموعه‌ای از اعضا است که توسط  $p$  مغلوب می‌شوند)، مراحل زیر را انجام بده:
      - شمارنده مغلوب شدن را برای عضو  $q$  یک واحد کاهش بده، یعنی  $n_q = n_q - 1$
      - اگر مقدار شمارنده  $n_q = 0$  باشد، یعنی هیچ یک از اعضا، عضو  $q$  را مغلوب نمی‌کنند. بنابراین  $q_{rank} = i + 1$  قرار بده و عضو  $q$  را به مجموعه  $Q$  اضافه کن.
      - یعنی  $Q = Q \cup q$ .
      - شمارنده جبهه را یک واحد افزایش بده.
      - حال مجموعه  $Q$  جبهه بعدی است و بنابراین  $F_i = Q$  قرار بده.

الگوریتم NSGA II بهتر از الگوریتم NSGA است زیرا اطلاعاتی را درباره مجموعه‌ای که یک عضو مغلوب می‌کند ( $S_p$ ) و تعداد اعضای که هر عضو را مغلوب می‌کنند ( $np$ ) را به کار می‌برد.

### ۳-۲- فاصله تراکمی

هنگامی که چینش غیرمغلوب کامل شود، باید فاصله تراکمی به هر یک از اعضا نسبت داده شود. اعضای موجود در جمعیت بر اساس این فاصله تراکمی و رتبه‌بندی انتخاب می‌شوند. فاصله تراکمی به صورت مجزا به اعضای هر جبهه تعلق می‌گیرد و مقایسه فاصله تراکمی عضوی از یک جبهه با عضوی از جبهه دیگر بی‌معنی است. فاصله تراکمی طی مراحل زیر محاسبه می‌گردد:

- برای هر جبهه  $F_i$ ، مقدار  $n$  تعداد اعضا را مشخص می‌کند.
- مقدار اولیه فاصله تراکمی را برای تمامی اعضا برابر صفر قرار بده یعنی  $F_i(d_j)$ . که  $j$  نشان دهنده شماره عضو در جبهه  $F_i$  می‌باشد.
- برای هر تابع هدف  $m$ :
- اعضای جبهه  $F_i$  را بر اساس تابع هدف  $m$  مرتب کن یعنی  $sort(F_i, m)$ .
- فاصله‌های نامحدود را به مقادیر مرزی برای هر عضو از  $F_i$  قرار بده یعنی  $I(d_1) = \infty$  و  $I(d_n) = \infty$ .
- برای مقادیر  $k = 2$  تا  $(n-1)$ :

$$I(d_k) = I(d_k) + \frac{I(k+1).m - I(k-1).m}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \quad (1)$$

در رابطه فوق  $I(k).m$  مقدار تابع هدف  $m$  را از عضو شماره  $k$  در  $I$  نشان می‌دهد.

### ۴-۲- نحوه انتخاب اعضا (Selection)

بعد از آن که اعضای جمعیت بر اساس غیرمغلوب بودن مرتب شده و فاصله تراکمی به هر یک از آن‌ها تعلق گرفت، انتخاب اعضا بر اساس اپراتور مقایسه تراکمی ( $< n$ ) صورت می‌گیرد. مقایسه به صورت زیر انجام می‌شود:

۱. بر اساس  $p_{rank}$  (اعضای موجود در جبهه  $F_i$  دارای  $p_{rank} = i$  هستند).
۲. بر اساس فاصله تراکمی  $F_i(d_j)$ .

یعنی گوئیم  $q < n < p$ :

- اگر  $p_{rank} < q_{rank}$
- یا اگر  $p$  و  $q$  متعلق به جبهه یکسان  $F_i$  بوده و  $F_i(d_p) > F_i(d_q)$  یعنی فاصله تراکمی باید بیشتر باشد.

اعضای هر جمعیت بر اساس اپراتور مقایسه تراکمی ( $< n$ ) به صورت مسابقه‌ای<sup>۱</sup> انتخاب می‌شوند.

## ۲-۵- عملگر (Crossover)

در این روش از شبیه‌سازی Crossover باینری استفاده شده است که Crossover باینری موجود در طبیعت را شبیه‌سازی می‌کند. این Crossover به صورت رابطه زیر صورت می‌گیرد.

$$\begin{aligned} c_1, k &= \frac{1}{2} [(1 - \beta_k) p_1, k + (1 + \beta_k) p_2, k] \\ c_2, k &= \frac{1}{2} [(1 + \beta_k) p_1, k + (1 - \beta_k) p_2, k] \end{aligned} \quad (2)$$

در رابطه فوق  $c_{i,k}$  نشان‌دهنده فرزند شماره  $i$  با قسمت شماره  $k$ ،  $p_{i,k}$  والدین منتخب بوده و  $\beta_k (\geq 0)$  نمونه‌ای از عدد تصادفی تولید شده با تابع توزیع احتمال زیر است.

$$\begin{aligned} p(\beta) &= \frac{1}{2} (\eta_c + 1) \beta^{\eta_c}, \text{ if } \rightarrow 0 \leq \beta \leq 1 \\ p(\beta) &= \frac{1}{2} (\eta_c + 1) \frac{1}{\beta^{\eta_c + 2}}, \text{ if } \rightarrow \beta > 1 \end{aligned} \quad (3)$$

در رابطه فوق  $\eta_c$  شاخص توزیع برای Crossover است.

## ۲-۶- عملگر (Mutation)

در این روش از عملگر Mutation چندجمله‌ای به صورت زیر استفاده شده است.

$$c_k = p_k + (p_k^u - p_k^l) \delta_k \quad (4)$$

در رابطه فوق  $c_k$  و  $p_k$  به ترتیب نشان‌دهنده فرزند و والد هستند.  $p_k^l$  و  $p_k^u$  نیز به ترتیب نشان‌دهنده حد بالا و پایین برای اجزای واحد هستند.  $\delta_k$  نیز انحراف اندکی است که از توزیع چندجمله‌ای زیر حاصل می‌شود.

$$\begin{aligned} \delta_k &= (2r_k)^{\frac{1}{\eta_m + 1}} - 1, \text{ if } \rightarrow r_k < 0.5 \\ \delta_k &= 1 - [2(1 - r_k)]^{\frac{1}{\eta_m + 1}}, \text{ if } \rightarrow r_k > 0.5 \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن  $r_k$  یک عدد تصادفی است که دارای توزیع یکنواخت در بازه (0,1) می‌باشد و  $\eta_m$  شاخص توزیع Mutation است.

### ۳- دسته‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان<sup>۱</sup> یکی از روش‌های یادگیری با نظارت<sup>۲</sup> است که از آن برای طبقه‌بندی<sup>۳</sup> و رگرسیون<sup>۴</sup> استفاده می‌کنند. این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سالهای اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی تر برای طبقه بندی از جمله شبکه های عصبی پرسپترون<sup>۵</sup> نشان داده است.

مزیت این روش نسبت به دیگر روشهای مرسوم، محاسبات کمتر، مناسب بودن جهت کاربرد زمان حقیقی و آموزش نسبتاً ساده است همچنین مانند شبکه های عصبی در مینیمم های محلی گرفتار نمی‌شود.

ماشینهای بردار پشتیبان بدین گونه عمل میکنند که بردارهای  $x$  ورودی را با استفاده از نگاشت های غیرخطی به فضای ویژگی با ابعاد زیاد نگاشت برده و سپس یک ابر صفحه جدا کننده تولید می‌کنند [۱۴].

از آنجا که ماشین بردار اساساً یک جداکننده دو کلاسه است و در این تحقیق تشخیص الگو بر مبنای سه کلاس صورت می‌گیرد، بنابراین از ترکیب ماشین های بردار پشتیبان دو کلاسی استفاده شده است. به طور معمول دو دید برای این هدف وجود دارد. یکی از آنها استراتژی یک در مقابل همه است که برای دسته بندی هر جفت کلاس و کلاس های باقی مانده است. دیگر استراتژی یک در مقابل یک است که برای دسته بندی هر جفت است. در شرایطی که دسته بندی اول ممکن است به دسته بندی مبهم منجر می‌شود بنابراین برای مسائل چند کلاسی بهترین روش کاهش مسئله ی چند کلاسی به چندین مسئله دو کلاسه خواهد بود [۱۵]. در این صورت هر یک از مسائل را با یک جداکننده دو کلاسه حل کرده سپس خروجی جداکننده های دو کلاسه را با هم ترکیب کرده و به این ترتیب مسئله چند کلاس حل می‌شود.

در این تحقیق نیز از سه ماشین بردار استفاده شده است. یعنی برای تفکیک هر کلاس حرکت یک ماشین بردار اختصاص داده شده که تشخیص اراده حرکت یا عدم اراده حرکت را بخوبی بتواند متمایز کند و صحت عملکرد آن در قسمت محاسبه مقدار برازندگی الگوریتم ژنتیک با توجه با نشانه گذاری های انجام شده مورد بررسی قرار می‌گیرد. در واقع الگوریتم ژنتیک سه تابع برازندگی<sup>۶</sup> داشته و وظیفه دارد میزان خطای ناشی از طبقه بندی SVM ها را تا حد امکان مینیمم کند.

1 Support Vector Machine (SVM)  
2 Supervised learning  
3 Classification  
4 Regression  
5 Perceptron neural networks  
6 Fitness function

#### ۴- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله روش استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک چند هدفه جهت بهینه سازی و طبقه بندی سیگنال های EMG برای کاربردهای زمان حقیقی جهت کنترل اندام مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. مشکلات الگوریتم ژنتیک تک هدفه مطرح و روش های پردازشی قبلی مورد بررسی قرار گرفت.

در بخش نخست اشاره کردیم که حداکثر زمان مجاز برای پردازش، آشکارسازی و کنترل به منظور تشخیص زمان حقیقی با استفاده از SEMG، ۳۰۰ ms است. اما با توجه به تحقیقات قبلی انجام شده پیشنهاد شده در کاربردهای مربوط به کنترل پروتزهای جایگزین عضو، طول زمانی پنجره داده می تواند برابر با ۲۵۶ ms لحاظ شود. سپس طبقه بندی هر ۳ کلاس با SVM اعمال شده و در نهایت NSGA-II توانست با اندازه جمعیت ۲۰۱ و تولید نسل ۲۰۲، برای سیگنال SEMG ثبت شده از عضله جلو بازو و پشت بازو بدون اعمال بار اضافی، ۲۰ ویژگی مطلوب را استخراج کند که می توان نتایج آن را در جدول ۴-۱ مشاهده نمود. همچنین می توان درصد خطای طبقه بندی هر کلاس حرکتی را در جدول ۴-۲، درصد دقت، صحت، حساسیت و اختصاصی بودن طبقه بندی را در جدول ۴-۳ و خطای بهینه شده را بصورت نمودار که محور افقی کلاس های مختلف SVM و محور عمودی درصد خطا را نشان می دهد را در شکل ۴-۱ مشاهده نمود.

جدول ۴-۱: ویژگی های استخراجی با پنجره زمانی ۲۵۶ میلی ثانیه به کمک NSGA-II با  $Population\ size = 20$  و  $Generations = 30$  برای

عضله جلو بازو و پشت بازو بدون اعمال بار

ردیف	ویژگی
۱	SM3
۲	SSC
۳	AR
۴	WL
۵	IEMG
۶	SSI
۷	VAR
۸	RMS
۹	MAV
۱۰	AAC
۱۱	ZC
۱۲	MYOP
۱۳	WAMP
۱۴	PKF
۱۵	MNP
۱۶	TTP
۱۷	SM1
۱۸	MNF
۱۹	PSR
۲۰	VCF

1 Population size

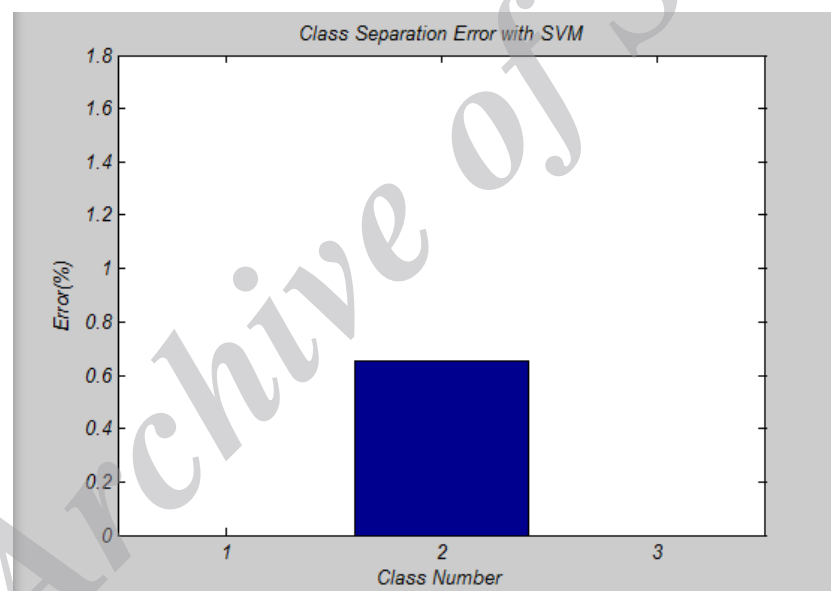
2 Generations

جدول ۴-۲: مشاهده درصد خطای تشخیص داده‌شده برای تفکیک حرکت توسط SVM

نوع حرکت	درصد خطا
کلاس ۱	۰
کلاس ۲	۰,۶۸۸۸
کلاس ۳	۰

جدول ۴-۳: نمایش اعتبارسنجی طبقه‌بندی کننده به صورت درصد

	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳
Accuracy	۱۰۰	۱۰۰	۹۹,۱۳۷۹
Precision	۱۰۰	۱۰۰	۹۹,۵۰۰۰
Sensitivity	۱۰۰	۱۰۰	۹۹,۲۲۲۳
Specificity	۱۰۰	۱۰۰	۹۹,۸۸۸۹



شکل ۴-۱: نمایش درصد خطای خروجی برای تفکیک نوع حرکت توسط NSGA-II

## تشکر و قدردانی

از زحمات بی دریغ، استاد گرامی جناب آقای دکتر سیامک حقی پور در راستای انجام این تحقیق و همچنین از راهنمایی‌های ارزشمند و راه‌گشای استاد محترم جناب آقای دکتر حمیدرضا کبروی تشکر و قدردانی می‌نمایم.



## منابع

- [۱] A. Phinyomark, A. Nuidod, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature extraction and reduction of wavelet transform coefficients for EMG pattern classification," *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 122, pp. 27-32, 2012.
- [۲] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 7420-7431, 2012.
- [۳] D. Graupe and W. K. Cline, "Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, pp. 252-259, 1975.
- [۴] K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, and M. Stevenson, "Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations", *Medical engineering & physics*, vol. 21, pp. 431-438, 1999.
- [۵] C. J. De Luca, L. D. Gilmore, M. Kuznetsov, and S. H. Roy, "Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination," *Journal of biomechanics*, vol. 43, pp. 1573-1579, 2010.
- [۶] G. N. Saridis and T. P. Gootee, "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, pp. 403-412, 1982.
- [۷] R. N. Khushaba, S. Kodagoda, M. Takruri, and G. Dissanayake, "Toward improved control of prosthetic fingers using surface electromyogram (EMG) signals," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 10731-10738, 2012.
- [۸] M. Vuskoviv, A. Pozos, and R. Pozos, "Classification of grasp modes based on electromyographic patterns of preshaping motions," in *Systems, Man and Cybernetics, 1995. Intelligent Systems for the 21st Century., IEEE International Conference on*, 1995, pp. 89-95.
- [۹] W.-J. Kang, J.-R. Shiu, C.-K. Cheng, J.-S. Lai, H.-W. Tsao, and T.-S. Kuo, "The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition [movements classification]," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 42, pp. 777-785, 1995.
- [۱۰] Y.-S. Yuag, F. Lam, F. H. Chan, Y.-T. Zhang, and P. Parker, "A new fuzzy approach for pattern recognition with application to EMG classification," in *Neural Networks, 1996., IEEE International Conference on*, 1996, pp. 1109-1114.
- [۱۱] M. Fontana, S. Fabio, S. Marcheschi, and M. Bergamasco, "Haptic hand exoskeleton for precision grasp simulation," *Journal of Mechanisms and Robotics*, vol. 5, p. 041014, 2013.
- [۱۲] R. H. Chowdhury, M. B. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang, "Surface electromyography signal processing and classification techniques", *Sensors*, vol. 13, pp. 12431-12466, 2013.
- [۱۳] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 182-197, 2002.
- [۱۴] A. Subasi, "Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders," *Computers in biology and medicine*, vol. 43, pp. 576-586, 2013.
- [۱۵] C. J. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data mining and knowledge discovery*, vol. 2, pp. 121-167, 1998.
- [۱۶] رحیمی، م، ۱۳۹۳، پیشگویی زمان حقیقی نوع حرکت مچ دست با استفاده از پردازش سیگنال های الکترومایوگرام سطحی ساعد، پایان نامه کارشناسی ارشد گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد.

## Analysis of feature extraction methods based on multiple objective genetic algorithms and support vector machine for classification EMG signals arm muscles

Seyed Ali zendehbad, Siyamak haghypour\* , Hamidreza kobravi , Seyed Amir zendehbad

1. zendehbad@live.com
2. haghypour@iaut.ac.ir
- 3.hamidrezakobravi@gmail.com
- 4.zendehbad@hotmail.com

### Abstract

For years, researchers tried to rehabilitation and construction of artificial organs, which reduces processing time to be appropriate for use in real time, however in these areas have been successful, but in most previous studies to detect the motion before observing was not concerned. It was Shown to help multi-objective optimization methods, can be contrasted between different objectives were to answer that in fact is a compromise between the various objective. The advantage of this method compared to simple objective methods can be used to identify a greater number of solutions, the ability to add different rules in the future and more realistic models of these issues can be mentioned.

The overall goal of this research is to provide a method for diagnosis of real-time movement in arm muscles based on EMG signal processing surface to control a cybernetic arm using appropriate time-frequency features multi-objective genetic algorithm NSGA-II selected by the As well as the use of support vector machine classifier to real-time motion detection is applied.

The results of processing 100 samples of recorded data from 5 healthy subjects indicated arm muscles that the proposed method can be used, with the optimal window mS256 and 98.43% with high accuracy, process, motion detection and diagnosis of arms used in three different modes. It can be claimed that the use of this method, to achieve optimization of error is less and also the convergence speed than previous methods.

**Keywords:** surface electromyography, multi-objective optimization, support vector machine, genetic algorithm