

طراحی و کنترل دست سایبرنتیکی به کمک پردازش سیگنال EMG و شبکه عصبی

بی بی راه نجات

دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

bb.rahnejat@srbiau.ac.ir

محمدعلی پیش بین

دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

pishbin@srbiau.ac.ir

چکیده

هدف اصلی این پروژه توان بخشی به فرد معلولی است که دستش از ناحیه ی آرنج به پایین قطع شده و برای فرمان دادن به دست مصنوعی از عضلات روی بازوی شخص معلول استفاده میشود. در حقیقت در این پروژه به دنبال روشی مناسب هستیم که یک فرآیند کنترل دقیق را برای استفاده در یک رابط انسان- ماشین فراهم کنیم. حال این ربات یا ماشین می تواند یک پروتز دست مصنوعی باشد که دستورات کنترلی را از انسان دریافت می کند ویا هر چیز قابل تصور دیگری باشد که این ماشین با دریافت فرمان از عضلات بازوی فرد معلول به صورت سیگنال EMG آنها را پردازش نموده و فرمان مورد نظر را استخراج کرده و دستور لازم را به صورت الکترونیکی به دست مصنوعی اعمال مینماید که در این پروژه دست مورد نظر در کامپیوتر طراحی شده است. همچنین سعی شده است با طراحی دست به صورت مجازی در کامپیوتر امکاناتی از جمله هزینه کمتر و تکرارپذیری بیشتر را امکان پذیر سازیم زیرا در روش های مکانیکی و روش هایی که در آنها ساخت وجود دارد، تست هایی وجود دارد که گران هستند و همچنین امکان تکرارپذیری کمتری وجود دارد و دیگر اینکه کنترل پارامتر های مختلف در این نوع تست ها سخت می باشد، به همین خاطر مهندسی به روش هایی روی آوردند که به صورت کامپیوتری می باشد و سعی میشود که تست ها در فضای مجازی انجام داده شود، که این تست ها ارزان هستند و سریعتر انجام داده میشوند و قابلیت تکرارپذیری بالایی دارند و تمامی پارامتر هایی که در این پدیده دخیل هستند را کنترل کرد. با بررسی عمیق تر سیگنال الکترومایوگرام و دریافت پردازش آن سعی شده است راه عملی را برای گروهها و تیم های بعدی جهت کار بر روی دریافت سیگنال و تقویت و پردازش و تعیین شناخت الگوهای حرکتی و نهایتاً راه اندازی دست با کنترل ارادی هموار گردد. پس ابتدا با استفاده از الگوریتم های مختلف همچون (FCM, SVM, KNN, Perceptron) به آموزش شبکه و تعیین میزان خطای تشخیص دو حرکت Flexion و Extention پرداخته و سپس با توجه به خروجی گونیا متر سه کلاس حرکتی Supination و Pronation و Extention

را از هم تشخیص داده می شود. پس از این مرحله سیگنال را به صورت آنلاین ثبت نموده و با تعیین تاخیر مناسب و دادن این سیگنال ها به عنوان ورودی شبکه به بررسی صحت تشخیص شبکه می پردازیم.

کلمات کلیدی: دست مصنوعی، پردازش سیگنال، الکترومایوگرافی، شبکه عصبی.

۱. مقدمه

انسان از زمان های گذشته در جستجوی رفع معلولیت و نقایص خویش بوده است و برای معلولیت عضوهایی مانند دست و پا، قطعات چوب و فلز را برای جایگزینی این اعضا استفاده نموده است. اما بطور مشخص پیشرفت تکنیک طراحی پروتز دست به روش الکتریکی بعد از جنگ جهانی دوم آغاز گردیده است. فعالیت ساخت اندامهای مصنوعی بیشتر مقارن با جنگهای بزرگ یا بعد آن بوده است که تعداد زیادی از جوانان قوی و نیرومند در صحنه های نبرد و یا مردم معمولی در زمان بمباران شهرها و یا در حین عمل جراحی دچار قطعی عضو می شوند و نیاز مبرم به اندام مصنوعی پیدا می کنند. برای یک نوع اولیه، که به پای چوبی یا دست چنگکی معروف بود (Luis Augusto et al, ۲۰۱۴). (Vitaly et al ۱۹۷۰) طی بررسی گزارشی تهیه کردند که هفتاد درصد معلولین دست، این پروتزها را نپذیرفته اند این نتیجه شگفت انگیز را می توان چنین توجیه کرد که فقدان یک دست زندگی انسان را مختل نمی کند و مانع کارایی آن نمی شود البته معلولیت بنحوی سبب محدود شدن به زحمت افتادن و فشار روانی می گردد، اما اگر پروتز فایده قابل توجهی برای معلول نداشته باشد او ترجیح میدهد که بدون استفاده از آن به زندگی خود ادامه دهد، بخصوص اینکه استفاده از آن برای او مشکل ظاهری و نحوه بکارگیری آن باعث جلب توجه دیگران شود. البته در جهت رسیدن به فایده های بیشتر در دست مصنوعی، پس از توسعه تکنولوژی الکترونیک مسئله استفاده از سیگنالهای مایو الکتریک در کنترل دست مصنوعی مطرح گردید (Hol ngaard et al, ۲۰۰۹). تحقیقات اولیه در شوری منجر به ارائه اولین سیستم کنترل مایو الکتریکی با کاربرد کلینیکی گردید واز آن پس تاکنون در کشورهای مختلف جهان از قبیل کانادا - سوئد - یوگسلاوی - ایتالیا - آمریکا - انگلستان به طراحی و اصلاح سیستم کنترل مایو الکتریک در پروتزهای دست پرداخته اند و در این طراحی ها سیگنال ورودی الکترومایوگرام نقش کنترل کننده ON/OFF را برای راه اندازی موتور محرکه پروتز دارد. در این روش ساده از الگوریتم های شناخته الگو و روش های پیچیده پردازش سیگنال استفاده نمی گردد بلکه از هر محل الکتروود برای کنترل تنها یک حرکت استفاده می شود. هم اکنون این روشها بطور موفقیت آمیزی برای طراحی و ساخت پروتزهای دست مورد استفاده واقع شده اند. بخصوص در مواردیکه یک یا دو حرکت مورد نظر باشد، این پروتزها توسط معلولین بکار گرفته شده اند (Sudarsan et al, ۲۰۱۲). از اولین دستهای ساخته شده تا دستهای نوین امروزی، دو حرکت عمده به چشم می خورد: یکی شناخت دست طبیعی و چگونگی عملکرد آن و دیگری کنترل حرکت اولین حرکت منجر به ساخت دستهای تکامل یافته تر نظر Epp, EMG گردید و حرکت دوم با توجه به تکنولوژی روز به بهبود کنترل پرداخته است (Xuance Zhou et al, ۲۰۱۵). با وجود پیشرفت های بسیار در زمینه کنترل دستهای تولید شده امروزی فاقد کنترل کننده های نوین می باشد زیرا بکارگیری یک زمینه تئوری در کار عملی به ویژه کاربردهای خاص نیاز به افرادی دارد که در هر دو زمینه آشنایی کافی داشته باشد - نظیر کنترل ومهندسی، پزشکی - دست مدد جو به صورت سایبرنیتیکی عمل می کند و نظیر ربات حرکات آن از قبل تعریف شده نمی باشد (Virgala et

(al, ۲۰۱۴) از این رو در کار کنترل علاوه بر محدودیت زمانی باید قابلیت یادگیری در سیستم وجود داشته باشد تا در طول زمان بکارگیری دست ساده تر باشد- به دلیل محدودیت فضا و وزن به جهت استفاده از موتور -منبع تغذیه- مدارهای واسط کنترل کننده های میکروپروسسوری و حسگرهای لازم به کارگیری کنترل کننده های قوی تاکنون مقدور نشده است (Mane et al, ۲۰۱۳) اولین واسطی ترین گام در جهت ساخت دست مصنوعی از آن رو صورت گرفت که فرد مددجو را از نظر روانی تقویت نماید تا بتواند دست را جبران کند و شاید به همین دلیل دست های زینتی برای جبران صورت ظاهری معلول ساخته شده اند، بدین لحاظ این تکامل دست مصنوعی از دست چوبین و چنگکی تا دستی که تا حد امکان قادر به حرکاتی مشابه و طبیعی باشد و کاربرد آن به وسیله شخص مددجو محتاج به تمرین دقت و تمرکز خاص نباشد صورت گرفته است. مهندسين در تلاش هستند تا به کمک تکنیکهای مختلفی از قبیل شناخت الگوهای پردازش دیجیتال سیگنالها و روش های هوش مصنوعی و شبکه های عصبی (Neural Network) به شاخص و عملکردهای مطلوبی برای افراد معلول در کنترل دست مصنوعی دست یابند (Baspinar et al, ۲۰۱۵). هر روز عده ای از مردم بر اثر عوامل گوناگون دچار قطع عضوهایی می شوند که قطع عضو ناحیه فوقانی Upper extremity یکی از محدود کننده ترین انواع قطع عضوهاست. به دلیل کثرت استخوانهای قرار گرفته شده در ناحیه مچ و تنوع کارایی آنها این مفصل بسیار آسیب پذیر شده است (pino et al, ۲۰۰۹). بنابراین سعی در طراحی پروتزی شده است که بتواند حداقل بخشی از توانایی هایی فرد مددجو که دچار قطع عضو از ناحیه ساعد شده است را به وی برگرداند. اکثر پروتزیهای طراحی شده تا کنون که با سیگنال های کنترل EMG کنترل می شوند. بدلیل پیچیدگی کنترل و هزینه بالا ناموفق بوده اند. بنابراین سعی شده است که از منابع کنترلی دیگری برای کنترل پروتز استفاده شود.

۲. الکترومایوگرافی EMG

دستگاه الکترومایوگراف فعالیت الکتریکی عضلات اسکلتی را آشکار، پردازش و ثبت می کند. شکل موج به دست آمده که الکترومایوگرام نامیده می شود نمایانگر وضعیت فیزیولوژیک یک عضله یا دسته ای از عضلات ورشته های عصبی کنترل کننده آن است. در اثر انتقال سیگنال های عصبی به عضله تارهای عضلانی فعال شده و ایجاد پتانسیل عملی می نمایند که به آن الکترومایوگرام گویند. این موج در واقع خواست انسان را در انجام حرکت نشان می دهد. الکترومایوگرافی مطالعه ی عملکرد عضله از طریق تحلیل سیگنال های الکتریکی تولید شده حین انقباضات عضلانی است EMG. اغلب به طور نادرستی به وسیله ی پزشکان و محققان به کار گرفته می شود. در بیشتر موارد حتی الکترومایوگراف های باتجربه نیز نمی توانند اطلاعات کافی و جزئیات مورد نظر را از پروتکل به دست آورند و لذا محققان دیگر مجبور به تکرار کارهای آن ها می شوند (Pisharady et al, ۲۰۱۵). فاکتورهایی که در خروجی EMG تاثیر میگذارند از جمله: خواص آناتومیکی، شکل هندسی و پراکندگی فیبرهای هر واحد حرکتی، طول ماهیچه نیروی وارده به ماهیچه، سرعت انقباض ماهیچه، خستگی ماهیچه، مقاومت پوست، مکان قرار گیری الکترودها، خصوصیات الکترو و آمپلی فایر مورد استفاده، نویزهای محیط و آرتیفکت های حرکتی می باشند. این عوامل نقش بسزایی در تعیین شکل موج دارند بنابراین تغییر جزئی اینها، شکل جدیدی از همان واحد حرکتی را رسم می کند (colman ۱۹۶۷)

۲.۱. ثبت سیگنال

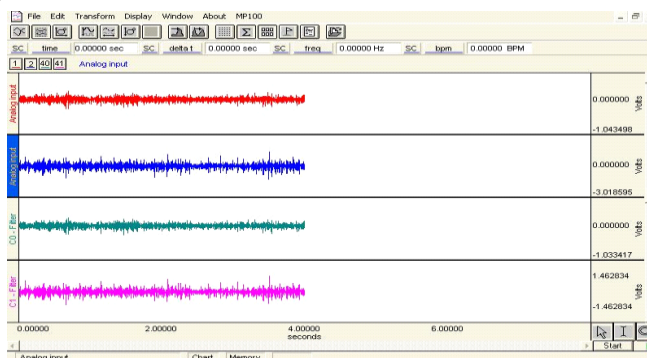
این پروژه از نوع کار بر روی data واقعی میباشد به این صورت که با استفاده از سیگنالها ی EMG عضلات دست و همچنین استفاده از الگوریتمهای شبکه عصبی چهار کلاس حرکت ها ی Extention و Flextion و Supination و pronation را با ثبت سیگنال به صورت آنلاین از هم تشخیص می دهد و برای چهار حالت متفاوت ثبت سیگنال را با هم مقایسه می نماید. به طور کلی این پروژه شامل دو بخش اصلی میباشد که یکی ثبت سیگنال و تشخیص چهار کلاس حرکتی و آموزش شبکه عصبی میباشد که این قسمت را میتوان تماما به صورت offline انجام داد و بخش دیگر شامل ثبت سیگنال به صورت آنلاین با کمی تاخیر و وارد نمودن این سیگنال ها به عنوان ورودی شبکه های آموزش دیده و مشاهده خروجی این شبکه ها میباشد. برای تشخیص این چهار کلاس حرکتی از هم از روش زیر استفاده می کنیم: ابتدا به تشخیص دو کلاس حرکتی Flextion & Extention از یکدیگر میپردازیم که حرکت Extention خود شامل زیر مجموعه ای از حرکات Extention, Supination & Pronation میباشد. برای تشخیص دو کلاس حرکتی اول از یکدیگر با توجه به اختلاف معنا دار ایجاد شده توسط سیگنال های ثبت شده از عضلات Biceps و Triceps برای حرکات فلکشن و اکستنشن نیازی به بررسی کانال سوم نمی باشد اما برای تشخیص حرکات supination و Pronation از Extention یکدیگر نیاز به بررسی کانال سوم که گونیا متر است.

۲.۲. ثبت سیگنال EMG

از دستگاه BIOPAC برای ثبت سیگنال استفاده کردیم. در مرحله ی اول آزمایش از ۲ کانال استفاده شد و در نهایت به ۳ کانال افزایش یافت که در ادامه توضیح داده خواهد شد. تصویر زیر نمایی از نحوه اتصال لید ها (در حالت ۲ کاناله) بر روی عضلات بازو نشان داده شده است که برای انجام این پروژه از حدود ۲۰ نفر به همین صورت نمونه گیری شده. برای ثبت سیگنال از دو کانال عضلات Triceps & Biceps استفاده نموده ایم.

۲.۳. نحوه ثبت سیگنال

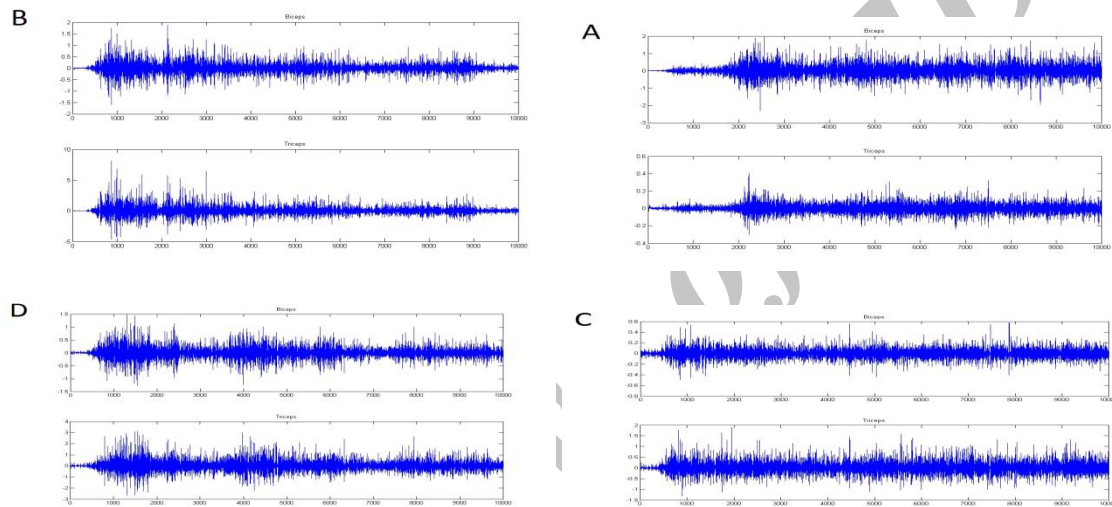
نحوه ثبت سیگنال نیز به این صورت بوده که هر عمل ۱۰ بار انجام میگردد و در هر بار به مدت ۴ ثانیه با فرکانس ۱۰۰۰ سیگنال ثبت می گردد. در نهایت سیگنالی که بر روی صفحه ی مانیتور قابل مشاهده است به صورت زیر میباشد که دو سیگنال بالایی سیگنالهای گرفته شده بدون این که فیلتر شده باشند و دو سیگنال بعدی عبارتند از همان سیگنالها پس از عبور از فیلتری که برای کانالها تعریف شده است.



شکل ۱. سیگنال مشاهده شده روی مانیتور در حالت ۲ با فیلتر و با فیلتر نشان داده است.

۳. پیش پردازش سیگنال

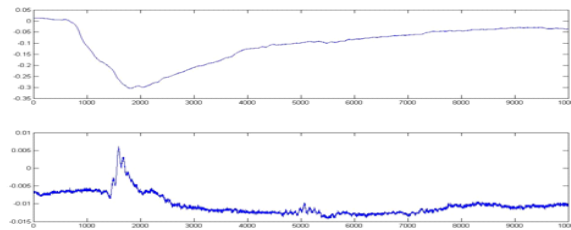
با توجه به format خروجی دستگاه که (acq) می باشد ابتدا با استفاده از دو برنامه ی load_acq.m و acq2mat.m پسوند سیگنالها را به (mat) تبدیل مینماییم. سپس جهت حذف اثر ۵۰Hz برق شهر سیگنال را از فیلترکه قسمتی از برنامه readseq\1.m می باشد عبور داده ایم. سپس با استفاده از برنامه های (zeropad_seg.m & readseq\1.m) میتوان RMS سیگنال را با طول پنجره دلخواه WL بدست آورد. در تصاویر زیر به طور مجزا برای هر عمل خاص اندازه ی سیگنالها را پس از مراحل فوق مشاهده مینماییم، که کانال ۱ عبارتست از خروجی کانال مربوط به عضله ی Biceps و کانال ۲ عبارتست از خروجی کانال مربوط به عضله ی Triceps میباشد.



شکل ۲. خروجی کانال مربوط به حرکت (A) فلکشن. (B) اکستنشن. (C) پرونیشن و (D) سوپینیشن را نشان میدهد.

۳.۱. جداسازی ۲ حرکت سوپینیشن و پرونیشن به وسیله گونیامتر با اضافه کردن کانال سوم

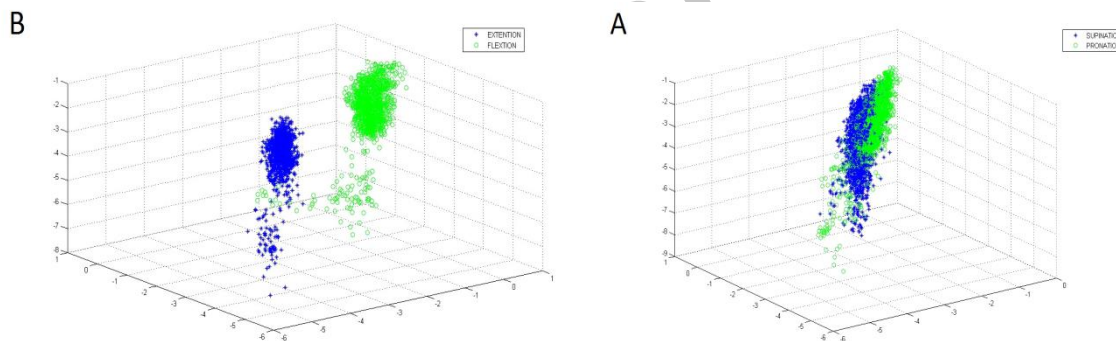
در ادامه برای بهبود نتایج و ایجاد تمایز بیشتر در دو حرکت Pronation و Supination با استفاده از گونیامتر از یک کانال اضافی استفاده نمودیم. به علت استفاده از ۳ کانال برای ثبت داده ها نتایج در فضا رسم میشوند و با توجه به اختلاف معنا دار ایجاد شده توسط سیگنال های ثبت شده از عضلات Biceps و Triceps برای حرکات فلکشن و اکستنشن نیازی به بررسی کانال سوم نمی باشد اما برای تشخیص حرکات supination و Pronation و Extention از یکدیگر نیاز به بررسی کانال سوم که گونیا متر است می باشد به این ترتیب که خروجی گونیا متر برای حرکات Pronation و Supination به ترتیب زیر می باشد.



شکل ۳. خروجی گونیا متر برای حرکات **Pronation** و **Supination** نشان داده شده است.

۳.۲. خروجی گونیا متر برای حرکت اکستنشن

خروجی گونیا متر برای حرکت **Extention** حالتی بین دو حالت فوق بوده و به عبارت دیگر حالتی است که گونیا متر هیچ حرکتی نکرده و هیچ خروجی نداشته باشد. در تصاویر زیر نحوه ی پراکندگی دو حرکت **Pronation** و **Supination** را در فضا مشاهده مینماییم:

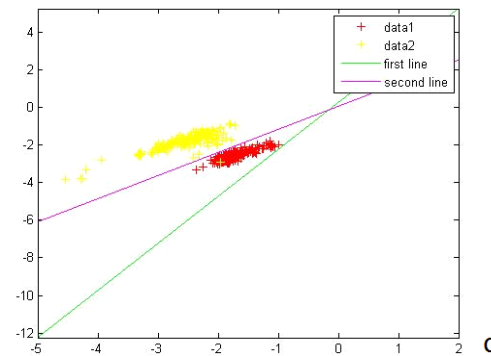
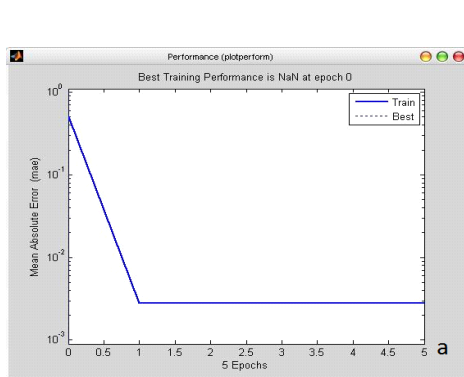
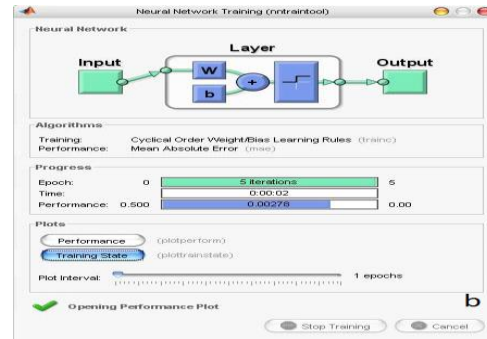


شکل ۴. زیر نحوه ی پراکندگی دو حرکت (A) **(Pronation & Supination)** و (B) **(Extention & Flexion)**.

در پایان نتیجه می شود که حرکات کاملا در فضا از هم جدا میشوند و به نرخ تشخیص نسبتا بالایی دست می یابیم:

۴,۲. Perceptron(Batch mode)

نتایج مربوط به حالتی که دست کاملاً آزاد است :



```

p1 = data1;
t1 = target1;

a = sim(net,p1);
error = a-t1;

qq = find(error == 0);
errorRate = length(qq) ./length(error)
    
```

```

errorRate =
    0
    
```

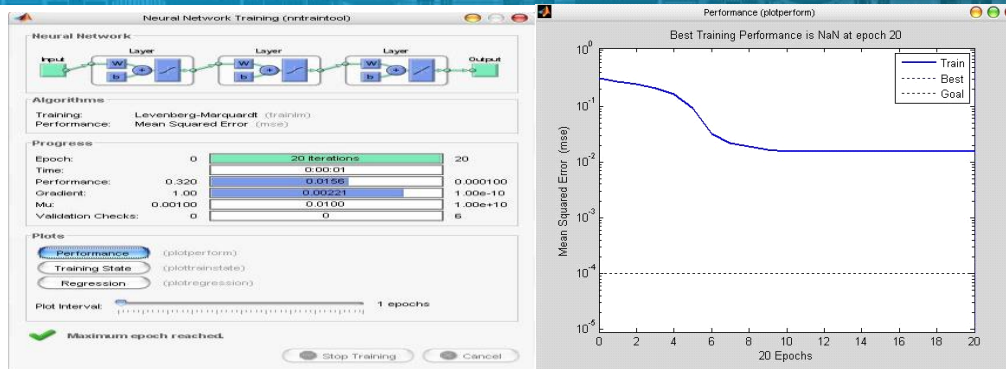
f1 >>

شکل ۷. a,b,c,d تنظیمات و نتایج مربوط به مد Perceptron(Batch mode) میباشد.

۴,۳. Perceptron(MLP)

با استفاده از ۲ لایه مخفی که در لایه اول ۳ نرون و در لایه دوم ۲ نرون وجود دارد شبکه را آموزش دادیم .

نتایج مربوط به حالتی که دست در حالت آزاد است



```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
er=0;
for i=1:length(t1)
    if a(1,i)==t1(1,i)
    else
        er=er+1;
    end
end
error=er/(length(t1))

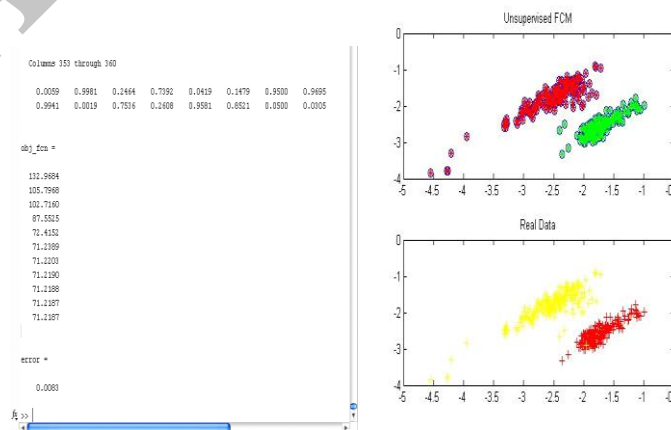
error =
    0

fx >>
    
```

شکل ۸. a.b.c. تنظیمات و نتایج مربوط به مد Perceptron(MLP) را نشان می دهد.

FCM .۴.۴

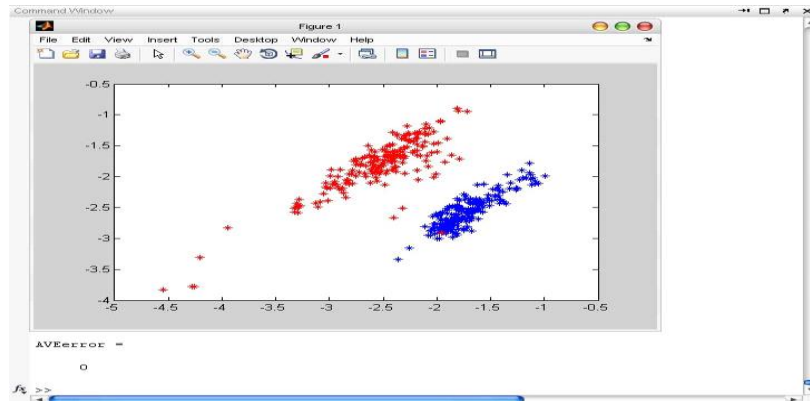
اینبار به صورت Unsupervised دیتا مربوط به دو کلاس را توسط FCM به دو گروه تقسیم نموده و خطای طبقه بندی عبارت خواهد بود از: نمونه هایی که مربوط به Flextion بوده ولی به عنوان عضو کلاس Extention طبقه بندی شده اند و بر عکس . نتایج مربوط به حالتی که دست کاملاً آزاد است.



شکل ۹. تنظیمات و نتایج مربوط به مد FCM را نشان میدهد.

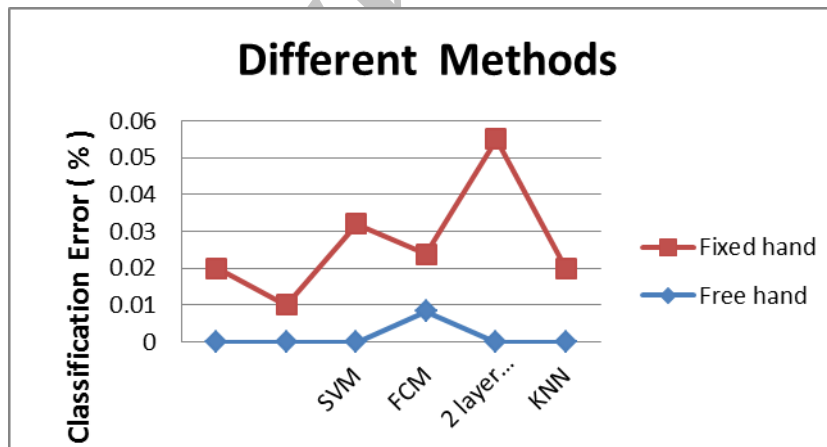
۴.۵. K nearest neighbor

در این الگوریتم از $K=5$ (نزدیکترین همسایگی) استفاده نموده ایم. نتایج مربوط به حالتی که دست کاملاً آزاد است :



شکل ۱۰. نتایج مربوط به مد K nearest neighbor میباشد.

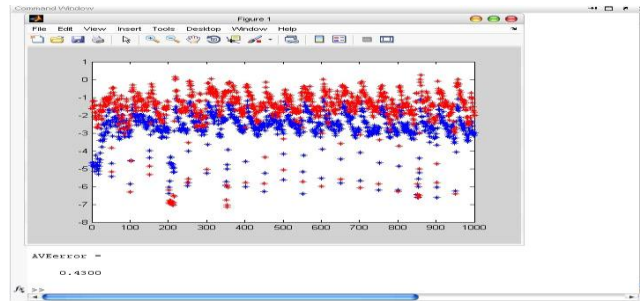
نمودار مقایسه روش های گفته شده:



شکل ۱۱. نمودار مقایسه روش های ذکر شده را نشان میدهد.

۵. بررسی اثر کاهش ویژگی به روش KL(PCA)

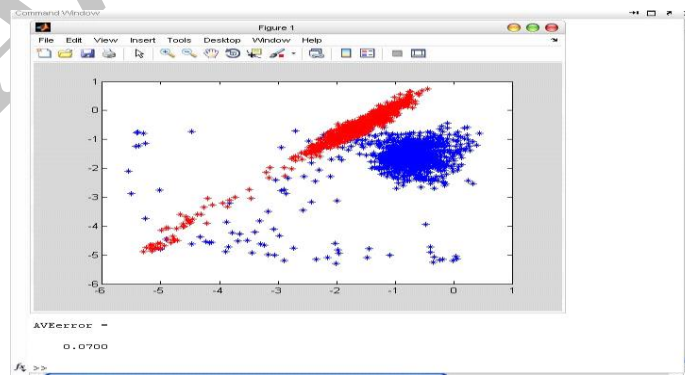
ابتدا به بررسی اثر کاهش ویژگی به روش $KL(PCA)$ میپردازیم. قبل از اعمال روش KL باید به این نکته توجه داشت با توجه به اینکه تنها دو کانال را ثبت نموده ایم انتظار داریم با کاهش یک بعد مرتکب خطای بالایی شویم. پس از اعمال KL بر روی دیتا ها و کاهش یک بعد آنها پراکندگی نمونه های مربوط به دو حرکت و همچنین خطای طبقه بندی به صورت زیر در خواهد آمد.



شکل ۱۲. نتایج مربوط به مد $KL(PC)$ میباشد.

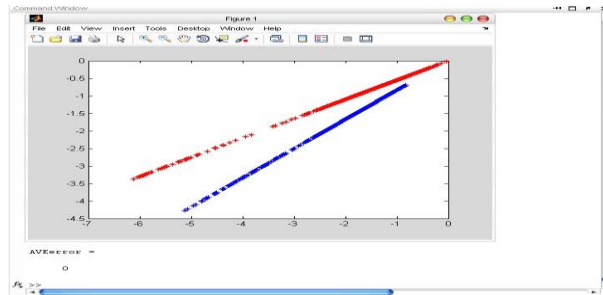
۶. THE SINGULAR VALUE DECOMPOSITION(SVD)

همانطور که در مراحل قبلی مشاهده شد با آموزش شبکه توسط اطلاعات مربوط به این حالت همواره دارای درصد پائینی از خطای طبقه بندی خواهیم بود. حال میخواهیم بررسی کنیم آیا میتوان با استفاده از SVD بر این درصد پایین خطای طبقه بندی غلبه نمود؟ یا خیر؟ ابتدا پس از اعمال SVD نتایج مربوط به حالتی را میبینیم که هر دو بعد را حفظ نموده ایم) هم u^0 و u^1 و انتظار داریم نتایج تفاوتی با حالات قبل نداشته باشد که همینطور است.



شکل ۱۳. نتایج مربوط به مد THE SINGULAR VALUE DECOMPOSITION(SVD) و حذف ۲ بعد می باشد.

حال نتایج مربوط به حالتی را بررسی میکنیم که اثر یکی از دو بعد را حذف نموده ایم. تنها u_0 را که معادل با بردار مربوط به مقدار ویژه y بالا تر بود را حفظ نموده ایم و انتظار داریم نتایج نسبت به حالت قبل بهبود داشته باشد که همینطور است.



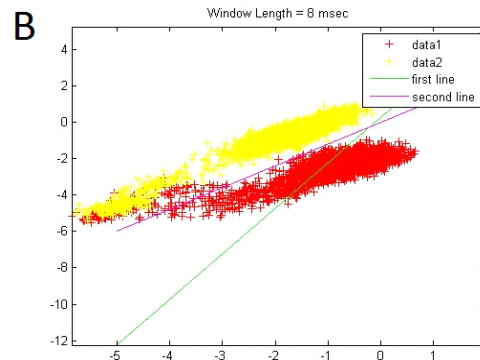
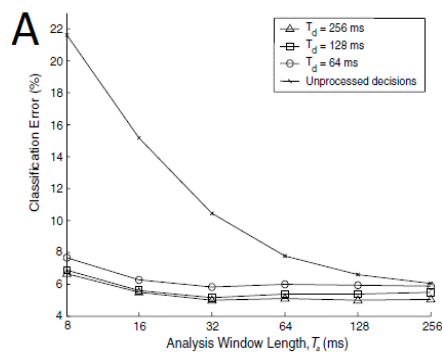
شکل ۱۳. نتایج مربوط به حذف یکی از ۲ بعد میباشد

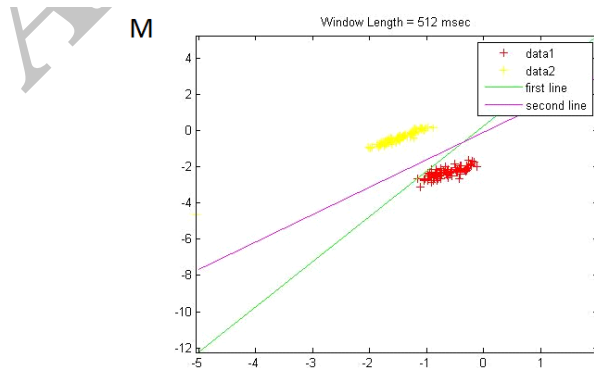
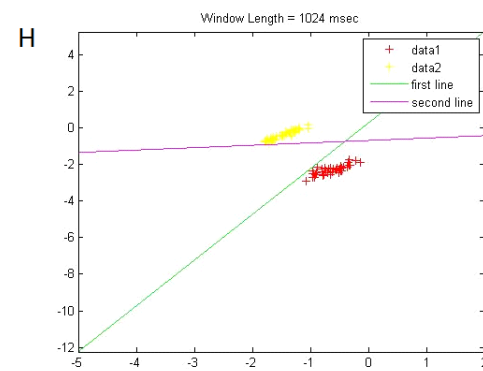
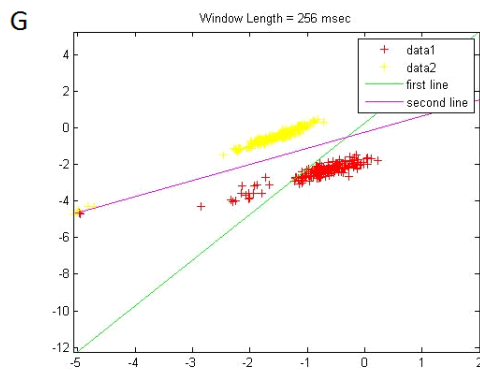
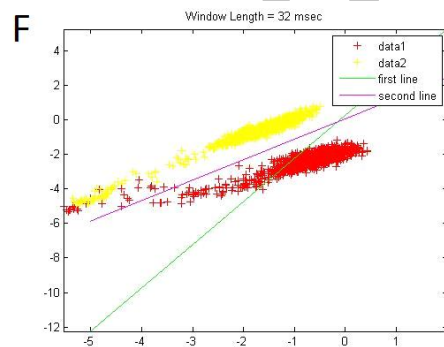
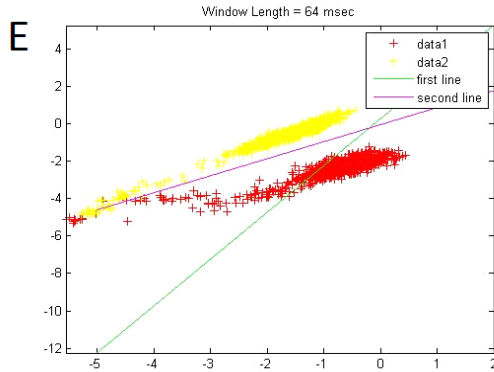
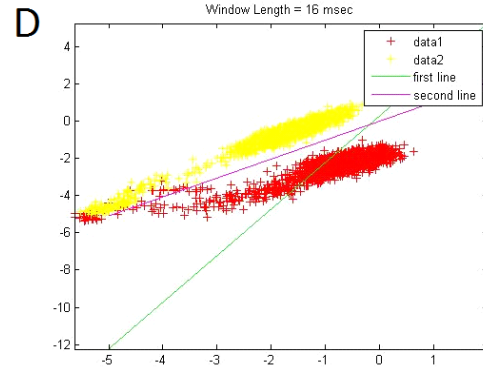
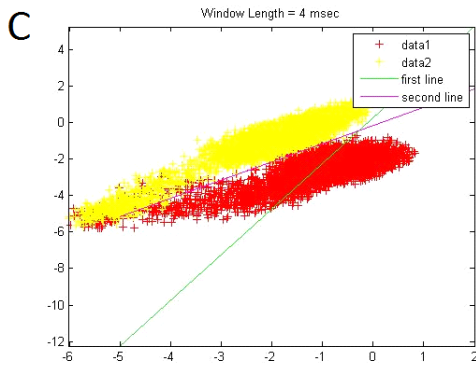
۷. بررسی اثر طول پنجره

اندازه طول پنجره که در مقاله ذکر شده تحت عنوان:

'Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses'

نیز به بررسی اثر آن پرداخته است نقش مهمی در نتایج ما دارد. به این ترتیب که هرچه WL کمتر باشد الگوریتم ما $online$ تر خواهد بود ولی در عوض خطای طبقه بندی افزایش خواهد یافت که در ادامه به بررسی آن می پردازیم. در این تحقیق اثر $Window\ length$ به عنوان پارامتر ورودی برنامه میباشد به صورت WL بیان شده است که برای محاسبه RMS مورد استفاده قرار میگیرد. تا اینجا تمام محاسبات با $WL = 200$ انجام گرفته است. حال میخواهیم اثر تغییر WL را بر روی درصد خطای طبقه بندی بررسی کنیم. با توجه به فرکانس نمونه برداری که 1000 است و طول سیگنال ثبت شده میتوان WL مورد نیاز برای طول پنجره y مطلوب را بدست آورد. و با تغییر این بازه زمانی از $4\ msec$ تا $1024\ msec$ و تعیین خطای طبقه بندی به نتایج زیر میرسیم:

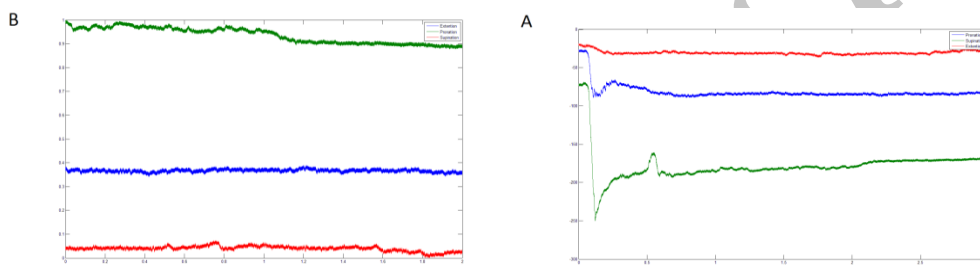




شکل ۱۴. بررسی طول پنجره بر روی دیتا ۱ و دیتا ۲ در بازه زمانی از msec ۴ تا msec ۱۰۲۴

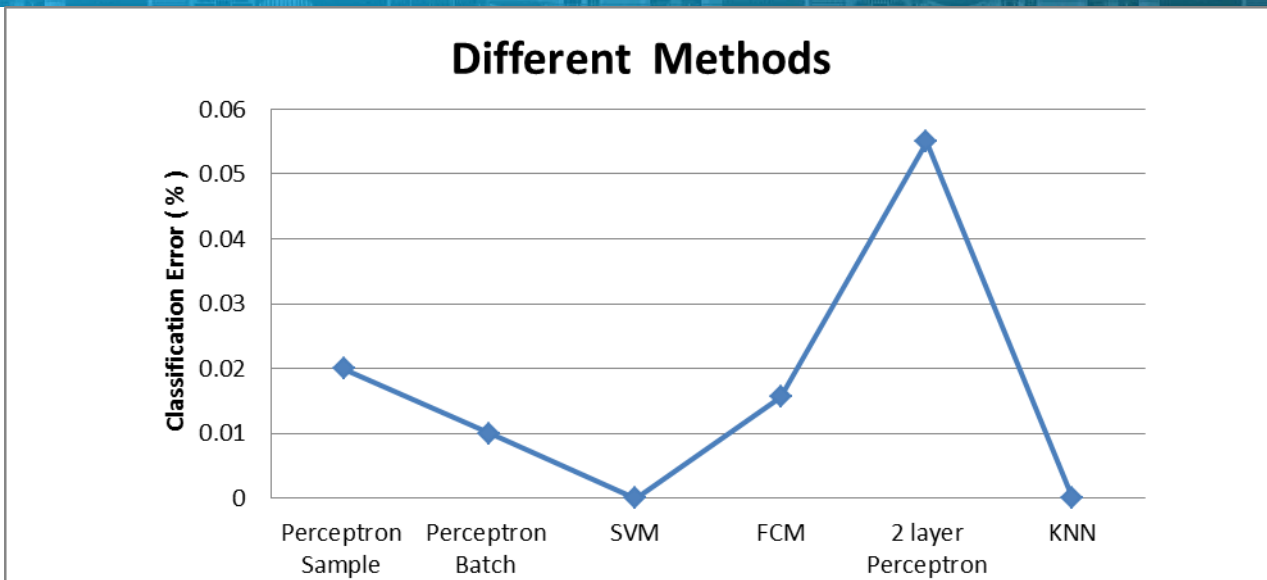
۷.۱. تشخیص ۳ حرکت سوپینیشن ، اکستنشن ، پرونیشن با استفاده از گونیا متر

همانطور که در مراحل قبل بیان شد در تشخیص حرکت فلکشن از سه حرکت سوپینیشن اکستنشن و پرونیشن مشکلی وجود نداشت ، حال در این مرحله با استفاده از گونیا متر به تشخیص این سه حرکت از یکدیگر میپردازیم. در تصویر زیر نمایی از گونیا متر را که در این بررسی مورد استفاده قرار داده ایم مشاهده مینمایید. تصاویر زیر نحوه تغییرات سیگنال خروجی گونیا متر در حرکات مختلف (سوپینیشن، اکستنشن و پرونیشن) می باشد که بر روی مانیتور قابل مشاهده است. اگر به کمک برنامه MATLAB سیگنال خروجی مربوط به این ۳ حرکت را در کنار هم رسم نماییم به صورت نمودار زیر در خواهد آمد:



شکل ۱۵. سیگنال خروجی گونیا متر برای ۳ حرکت سوپینیشن ، اکستنشن و پرونیشن (A) بدون حذف نویز و (B) با حذف نویز ایجاد شده در قسمت ابتدایی سیگنال را نشان می دهد.

که برای مشاهده ی بهتر نتایج ، ابتدا قسمت ابتدایی سیگنال ها که به صورت نویز بوده که در اثر آغاز تغییر حرکت گونیا متر بوده را حذف می کنیم تا به حالت پایداری از سیگنال برسیم ، سپس سیگنال های مربوط به هر شخص را با سیگنال های ثبت شده از خودش نرمالیزه میکنیم ، به این ترتیب اندازه ی سیگنال های مربوط به هر شخص عددی می شود بین صفر و یک که حرکت پرونیشن حوالی یک و اندازه ی سیگنال های مربوط به حرکت سوپینیشن حوالی صفر و اندازه ی سیگنال های مربوط به حرکت اکستنشن حوالی ۰.۴ میشود بدین گونه میتوانیم سیگنال های افراد مختلف را با یکدیگر مقایسه کنیم ، (Roero et al , ۲۰۱۵) با توجه به اختلاف معنا داری که میان این سه حرکت وجود دارد همانطور که انتظار میرفت با تمامی روش های طبقه بندی و شبکه عصبی به صحت بالایی دست یافتیم که نتایج به صورت زیر می باشد:



شکل ۱۶. مقایسه نتایج بر اساس روش های مختلف را نشان می دهد.

۸. پردازش آنلاین سیگنال

در مرحله ی بعدی به پردازش آنلاین این سیگنال ها می پردازیم و با توجه به نتایج طبقه بندی کننده ی KNN که نرخ تشخیص صحیح بسیار بالایی داشت و همچنین الگوریتم ساده ای دارد برای تشخیص این چهار کلاس حرکتی مورد استفاده قرار میگیرد. نحوه تشخیص حرکات توسط کامپیوتر به این ترتیب است که ابتدا سیگنال هر شخص جداگانه ثبت شده و پس از عبور از فیلتر و مراحل پیش پردازش که بر روی سیگنال ها انجام شد، سیگنال هر شخص بصورت آفلاین و به همراه برچسب نوع حرکت به دو شبکه مجزا KNN داده میشود که شبکه اول حرکت فلکشن را از دیگر حرکات جدا نموده و شبکه دوم، سه حالت اکستنشن، سوپینیشن و پرونیشن را از یکدیگر تشخیص میدهد. پس از آموزش شبکه ها و مشخص شدن همسایگی ها به ثبت سیگنال ها به صورت آنلاین میپردازیم. برای پردازش سیگنال ها به صورت آنلاین نیاز به تعیین مدت زمانی برای تاخیر سیستم میباشیم. که با بررسی های صورت گرفته این تاخیر حدود ۴ ثانیه در نظر گرفته شده است، که از لحظه قرار گرفتن در حالت مورد نظر محاسبه میشود.

۹. نتیجه گیری

در این پروژه از ۲۰ نفر سیگنال EMG گرفتیم و ابتدا به تشخیص دو کلاس حرکتی Flexion & Extention از یکدیگر پرداختیم که حرکت Extention خود شامل زیر مجموعه ای از حرکات Extention, Supination و Pronation میباشد.

برای تشخیص دو کلاس حرکتی اول از یکدیگر با توجه به اختلاف معنا دار ایجاد شده توسط سیگنال های ثبت شده از عضلات Biceps و Triceps برای حرکات فلکشن و اکستنشن نیازی به بررسی کانال سوم نبود اما برای تشخیص حرکات Pronation و Extention از یکدیگر نیاز به بررسی کانال سوم که گونیا متر است استفاده کردیم. سیگنال های گرفته شده را توسط برنامه MATLAB پردازش کردیم و بعد توسط شبکه عصبی تست کردیم و با KNN به طبقه بندی حرکات اکستنشن، فلکشن، سوپینیشن و پرونیشن پرداختیم. نحوه تشخیص حرکات توسط کامپیوتر به این ترتیب است که ابتدا سیگنال هر شخص جداگانه ثبت شده و پس از عبور از فیلتر و مراحل پیش پردازش که بر روی سیگنال ها انجام شد، سیگنال هر شخص بصورت آفلاین و به همراه برچسب نوع حرکت به دو شبکه مجزا KNN داده میشود که شبکه اول حرکت فلکشن را از دیگر حرکات جدا نموده و شبکه دوم، سه حالت اکستنشن، سوپینیشن و پرونیشن را از یکدیگر تشخیص میدهد. پس از آموزش شبکه ها و مشخص شدن همسایگی ها به ثبت سیگنال ها به صورت آنلاین میپردازیم. برای پردازش سیگنال ها به صورت آنلاین نیاز به تعیین مدت زمانی برای تاخیر سیستم میباشیم. که با بررسی های صورت گرفته این تاخیر حدود ۴ ثانیه در نظر گرفته شده است، که از لحظه قرار گرفتن در حالت مورد نظر محاسبه میشود. نتیجه گیری که میتوان گرفت این است که با طراحی دست مجازی در کامپیوتر میتوان از مزیت هایی مثل هزینه کمتر و دقت پذیری بیشتر و همچنین تکرار پذیری بیشتر بهره مند شد.

مراجع

Luís Augusto Nagasaki Costa , Célio Maschio , Denis José Schiozer. (۲۰۱۴). Application of artificial neural networks in a history matching process. Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. ۱۲۳, ۳۰-۴۵.

Vitaly Moiseevich Bernshtein, Ulitsa Vavilova, korpuz, and Efim Pinkhasovich Polyan.(۱۹۷۰) . Artificial hand for prostheses with bioelectrical control, Ulitsa Morisa Toreza ۲۶/۱, kv. ۴۶۹, all of Moscow, USSR.

Holmgaard, S. , Ning Jiang , Englehart, K. Enhanced.(۲۰۰۹) EMG signal processing for simultaneous and proportional myoelectric control . Engineering in Medicine and Biology Society.

Sudarsan , Dr. E. Chandra Sekaran. (۲۰۱۲). Design and Development of EMG Controlled Prosthetics Limb, Procedia Engineering, Vol. ۳۸, ۳۵۴۷-۳۵۵۱.

Xuance Zhou , Carmel Majidi, Oliver M. O'Reilly. (۲۰۱۵). Improving Industrial Design through Hands-on Experimentation. International Journal of Solids and Structures, Vol. ۶۴-۶۵, ۱۵۵-۱۶۵.

Ivan Virgala , Michal Kelemen, Martin Varga, Piotr Kuryło.(۲۰۱۴). Analyzing, Modeling and Simulation of Humanoid Robot Hand Motion, Procedia Engineering, Vol. ۹۶, ۴۸۹-۴۹۹.

S.M. Mane , R.A. Kambli, F.S. Kazi, N.M. Singh. (۲۰۱۵). Hand Motion Recognition from Single Channel Surface EMG Using Wavelet & Artificial Neural Network. Procedia Computer Science, Vol. ۴۹, ۵۸-۶۵.

Ulvi Baspinar , Huseyin Selcuk Varol, Volkan Yusuf Senyurek. (۲۰۱۳). Performance Comparison of Artificial Neural Network and Gaussian Mixture Model in Classifying Hand Motions by Using sEMG Signals. Biocybernetics and Biomedical Engineering. Vol. ۳۳, I. ۱, ۳۳-۴۵.

G. Di Pino , E. Guglielmelli , P.M. Rossini.(۲۰۰۹). Neuroplasticity in amputees: Main implications on bidirectional interfacing of cybernetic hand prostheses. Progress in Neurobiology, Vol. ۸۸, I. ۲, ۱۱۴-۱۲۶.

Albert B. Colman. (۱۹۶۷). A mechanical hand with automatic proportional control of prehension, Medical and biological engineering, Vol. ۵, I. ۵, ۵۰۵-۵۱۱.

F. Romero, F.J. Alonso, J. Cubero, G. Galán-Marín. (۲۰۱۵). An automatic SSA-based de-noising and smoothing technique for surface electromyography signals, Biomedical Signal Processing and Control, Vol. ۱۸, ۳۱۷-۳۲۴.

