

گروه برق و الکترونیک

پروژه درس شبکه عصبی

بررسی و شبیه سازی مقاله

EEG signals classification using the k-means clustering and a multilayer
perceptron neural network model

**برای دسترسی به نسخه کامل این مقاله با فرمت WORD می توانید از
طریق لینک زیر اقدام کنید:**

<http://www.khodkarabi.com/?p=۹۳۸>

فهرست

صفحه	عنوان
۳	مقدمه
۵	I بررسی مقاله
۵	- مقدمه
۵	- کارهای پیشین
۶	- روش ارائه شده
۸	II شبیه سازی مقاله (MATLAB)
۸	- تبدیل ویولت
۱۲	- خوشه بندی
۱۴	- توزیع احتمال
۱۶	- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه
۲۲	III بحث و نتیجه گیری

مقدمه :

صرع^۱ اختلال مزمن و طغیان عمل مغزی است که به علت تخلیه الکتریکی نامتعارف و متناوب نورونهای مغز پیدا می شود و علائم آن حملات ناگهانی و موقت بیهوشی و تشنج متناوب با فواصل سلامت ظاهری است.

گاه علت صرع وجود یک اختلال ساختمانی در مغز است اما در اغلب موارد هیچ علت خاصی یافت نمی شود. در برخی از کودکان مبتلا، حملات تشنجی به دنبال یک محرک حسی مثل نورهای درخشان و شدید بروز می کنند و در برخی دیگر هیچ عامل شروع کننده ای وجود ندارد. در صرع نشاندار حملات ناگهانی را می توان در یکی از چندین علت شناخته شده جستجو کرد که شامل تومورهای مغزی، بیماریهایی که بر رگ های خونی مرکزی اثر می گذارند و انواع سموم می باشد.

انواع مختلفی از تشنج های صرعی تاکنون شناخته و تعریف شده است. صرع بزرگ یا تشنج تونیک-کلونیک^۲ شایعترین نوع صرع، صرع اصلی است. (شکل ۱) آن هنگامی رخ می دهد که مناطق حرکتی مغز دچار عارضه شده است و اسپاسم های شدید و بیهوشی را دربر دارد.

^۱ Epilepsy
^۲ Tonic-Clonic Seizures



شکل ۱- تشنج تونیک-کلونیک

صرع کوچک یا تشنج افسانس صرع کوچک^۲، که در آن مناطق حسی دستگاه عصبی مرکزی دچار آسیب می شود. در بین بچه ها شایع است که معمولاً تشنج آنی است و یک لحظه به طول می انجامد. کودک بازی را متوقف کرده و ساکت می ایستد در حالی که یک حالت سستی و بی حالی در صورتش دیده می شود.

نوع دیگر صرع موضعی است که هوشیاری بیمار در این نوع صرع مختل نمی شود و تظاهرات صرعی به صورت حرکتی ظاهر می شود. ابتدا از یک نقطه شروع شده و به تدریج سایر قسمت های بدن را فرا می گیرد. به این نوع صرع، صرع جانسونی نیز می گویند. البته نوع دیگر صرع موضعی حرکتی بدون انتشار است که تشنج فقط در یک عضو ظاهر شده و در همان جا باقی می ماند.

برای تشخیص صرع اقدامات مختلفی انجام می شود. از جمله اقداماتی که پزشک انجام می دهد :

(۱) پزشک نخست سؤالاتی در مورد رفتارها و علائم کودک و یا فرد بیمار (قبل، در طی و بعد از حمله تشنج) می پرسد.

(۲) یک نوار مغزی الکتروانسفالوگرافی از بیمار گرفته می شود تا به تشخیص نوع صرع کمک کند (شکل ۲).

^۲ Petit mal



شکل ۲- تشخیص صرع با EEG

۳) انجام MRI مغزی ممکن است برای تشخیص ناهنجاری های ساختمانی مغز لازم باشد.

۴) انجام آزمایش خون برای تشخیص اختلالات الکترولیتی به عنوان علت تشنج ضروری است.

از جمله روش های به کار گرفته شده برای درمان صرع شامل درمان دارویی، جراحی مغز، رژیم کتوژنیک^۴ و تحریک عمقی مغز^۵ می باشد که موضوع مورد بحث این مقاله نمی باشد.

هدف این مقاله پیشنهاد یک مدل طبقه بندی برای بهبود تشخیص صرع به کمک سیگنال EEG است

که در ادامه در ۳ بخش به بررسی و شبیه سازی آن می پردازیم.

^۴ Ketogenic diet

^۵ Deep Brain Stimulation

I) بررسی مقاله :

- مقدمه :

حدود ۱٪ از مردم جهان از بیماری صرع رنج می برند. بنابراین تشخیص صرع امکان انتخاب درمان دارویی یا جراحی را فراهم می کند. از آنجایی که سیگنال EEG رکورد شده فعالیت الکتریکی مغز را نشان می دهد، می تواند درک ارزشمندی از اختلالات الکتریکی مغز ارائه دهد. اگرچه رخداد تشنج های صرعی به نظر می رسد که غیر قابل پیش بینی می باشد، تلاش های بیشتری متمرکز بر توسعه ی مدل های محاسباتی برای تشخیص اتوماتیک تخلیه های صرعی است. در این مقاله یک مدل طبقه بندی بر اساس شبکه عصبی پرسپترون چند لایه معرفی شده است.

- کارهای پیشین :

برای آنالیز سیگنال های EEG، مدل های ANN با معماری های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است مثل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (Alkan , etal , ۲۰۰۵)، سیستم رابط نوروفازی تطبیقی ANFIS (Guler&ubeyli, ۲۰۰۵)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی RBFNN (Aslan , etal , ۲۰۰۸) ، شبکه عصبی بازگشتی RNN (Petrosian etal , ۲۰۰۰ , Srinivasan etal ۲۰۰۵) و

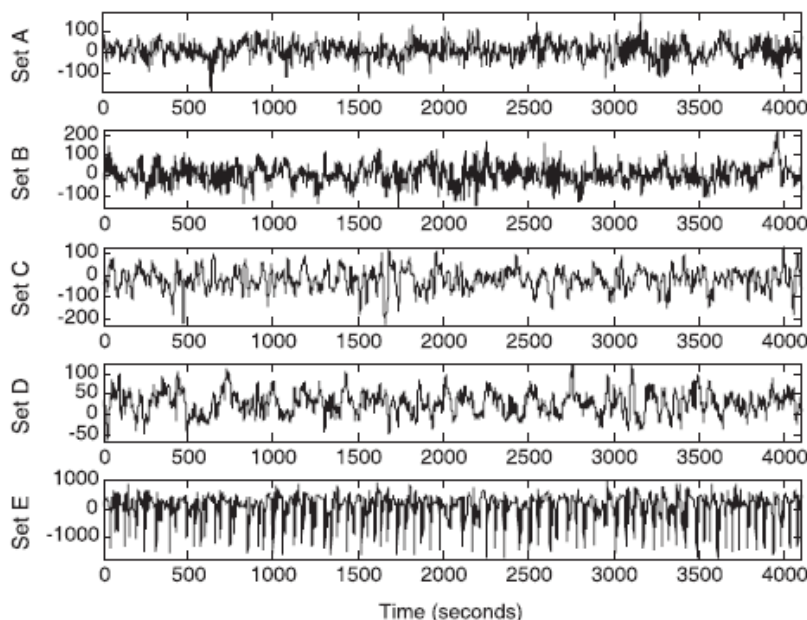
برای استخراج ویژگی های همبسته از سیگنال های EEG بدون اطلاعات اولیه، سیگنال می تواند با یک روش خوشه بندی گروه بندی شود. در کارهای پیشین از الگوریتم K-means استفاده شده است. (Faraoun etal , ۲۰۰۷ , Hekim etal , ۲۰۱۱ , Mwasiagi etal , ۲۰۰۹)

کارهای انجام شده تأثیر الگوریتم K-means در تخمین صحت MLPNN بررسی نشده است. هدف این مقاله بررسی اثر K-means بر صحت MLPNN برای تشخیص حمله صرعی است.

- روش ارائه شده :

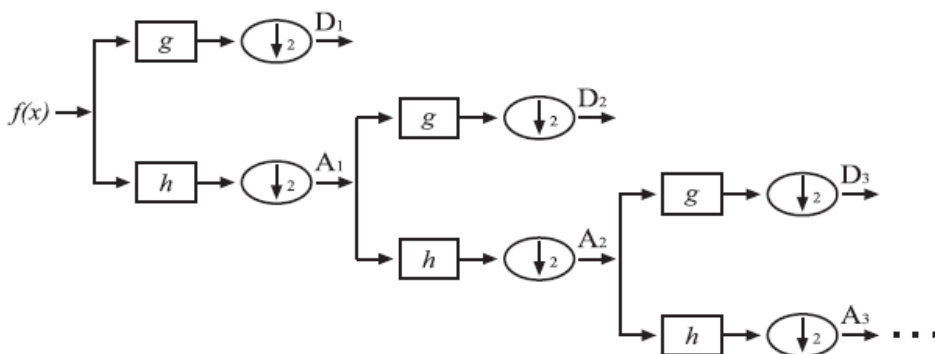
گام اول در روش ارائه شده انتخاب داده می باشد. از داده موجود در مقاله (Andrzejak etal (۲۰۰۱) استفاده شده است. داده شامل ۵ مجموعه است. (A,B,C,D,E). مجموعه ی A و B از ۵ فرد سالم ثبت شده است. داده های E و D و C از ۵ فرد مبتلا به صرع گرفته شده است. که D و C شامل فعالیت EEG اندازه

گیری شده در فواصل تشنج- آزاد^۶ از دو نیمکره مغز بیمار ثبت شده است و E تنها شامل حمله صرعی است. در شکل (۳) سگمنت هایی به عنوان نمونه از مجموعه داده ها نمایش داده شده است.



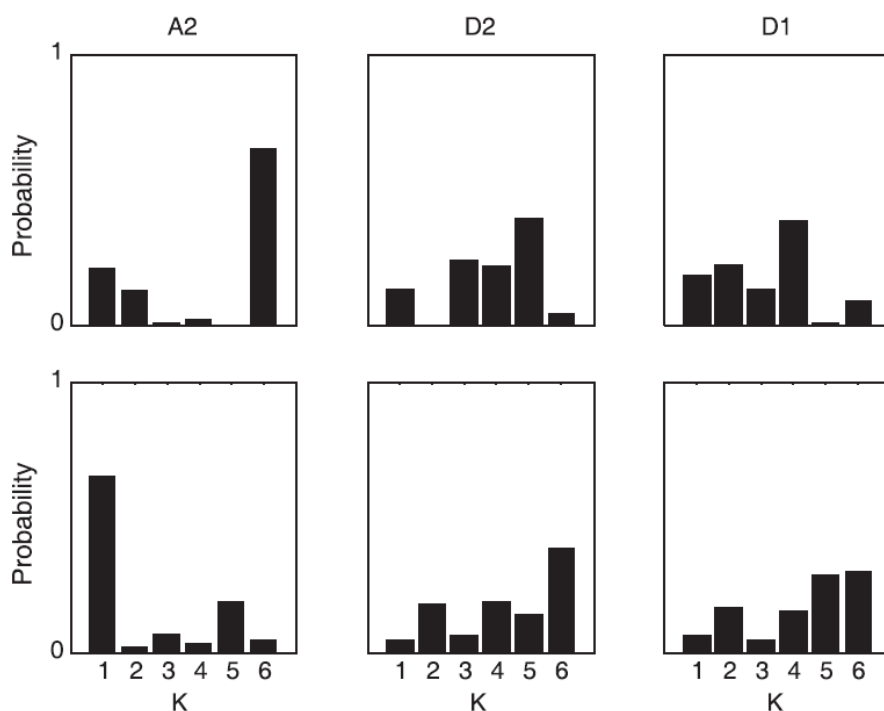
شکل ۳- سگمنت های نمونه از مجموعه داده های A,B,C,D.

در گام بعدی سیگنال EEG با تبدیل ویولت گسسته به زیرباند هایش تجزیه می شود. (شکل ۴). سپس ضرایب ویولت برای هر زیر باندهای با استفاده از الگوریتم K-means خوشه بندی می شود. بعد توزیع های احتمالی برای توزیع ضرایب ویولت در خوشه ها محاسبه می شود (شکل ۵). و در نهایت این توزیع ها به عنوان ورودی به مدل MLPNN اعمال می شود.



^۶ Seizure-free intervals

شکل ۴- تجزیه به زیر باندهای سیگنال با استفاده از DWT.



شکل ۵- توزیع های احتمالی زیرباندهای دو سگمنت EEG گرفته شده از کلاس ABCD (پانل بالا) و کلاس E (پانل پایین).

در شکل (۶) نمایش شماتیکی از روش پیشنهادی نشان داده شده است.



شکل ۶- نمایش شماتیکی از روش پیشنهادی شده در مقاله.

II (شبیه سازی مقاله :

- تبدیل ویولت :

تبدیل ویولت گسسته یک تکنیک آنالیز طیفی است که برای آنالیز سیگنال های غیر ایستان به کار می رود و نمایش زمان- فرکانس سیگنال را فراهم می آورد. از آنجایی که سیگنال EEG غیر ایستان است، تبدیل ویولت گسسته برای آنالیز این سیگنال ها به طور گسترده استفاده می شود. در این مقاله از تبدیل ویولت گسسته با ویولت Daubechies با مرتبه ۲ (db۲) استفاده کرده است. با استفاده از کد زیر می توان سیگنال EEG را به زیر باند هایش با DWT تجزیه کرد.

```

for i=۱:۲

    nlevels=۶;

    [CA,LA]=wavedec(A(:,i),nlevels,'db۲');

    [CB,LB]=wavedec(B(:,i),nlevels,'db۲');

    [CC,LC]=wavedec(C(:,i),nlevels,'db۲');

    [CD,LD]=wavedec(D(:,i),nlevels,'db۲');

    [CE,LE]=wavedec(E(:,i),nlevels,'db۲');

    TA(:,i)=CA(۱:۶۶,:);

    TB(:,i)=CB(۱:۶۶,:);

    TC(:,i)=CC(۱:۶۶,:);

    TD(:,i)=CD(۱:۶۶,:);

    TE(:,i)=CE(۱:۶۶,:);

    ..
    .
    .
    .
    .

```

```

.
.
.
.
DfB(:,i)=CB(۲۶۳:۲۶۳+۲۵۷,:);
DfC(:,i)=CC(۲۶۳:۲۶۳+۲۵۷,:);
DfD(:,i)=CD(۲۶۳:۲۶۳+۲۵۷,:);
DfE(:,i)=CE(۲۶۳:۲۶۳+۲۵۷,:);
D۳A(:,i)=CA(۵۲۱:۵۲۱+۵۱۳,:);
D۳B(:,i)=CB(۵۲۱:۵۲۱+۵۱۳,:);
D۳C(:,i)=CC(۵۲۱:۵۲۱+۵۱۳,:);
D۳D(:,i)=CD(۵۲۱:۵۲۱+۵۱۳,:);
D۳E(:,i)=CE(۵۲۱:۵۲۱+۵۱۳,:);
D۲A(:,i)=CA(۱۰۳۵:۱۰۳۵+۱۰۲۵,:);
D۲B(:,i)=CB(۱۰۳۵:۱۰۳۵+۱۰۲۵,:);
D۲C(:,i)=CC(۱۰۳۵:۱۰۳۵+۱۰۲۵,:);
D۲D(:,i)=CD(۱۰۳۵:۱۰۳۵+۱۰۲۵,:);
D۲E(:,i)=CE(۱۰۳۵:۱۰۳۵+۱۰۲۵,:);
D۱A(:,i)=CA(۲۰۶۱:۲۰۶۱+۲۰۴۹,:);
D۱B(:,i)=CB(۲۰۶۱:۲۰۶۱+۲۰۴۹,:);
D۱C(:,i)=CC(۲۰۶۱:۲۰۶۱+۲۰۴۹,:);
D۱D(:,i)=CD(۲۰۶۱:۲۰۶۱+۲۰۴۹,:);
D۱E(:,i)=CE(۲۰۶۱:۲۰۶۱+۲۰۴۹,:);

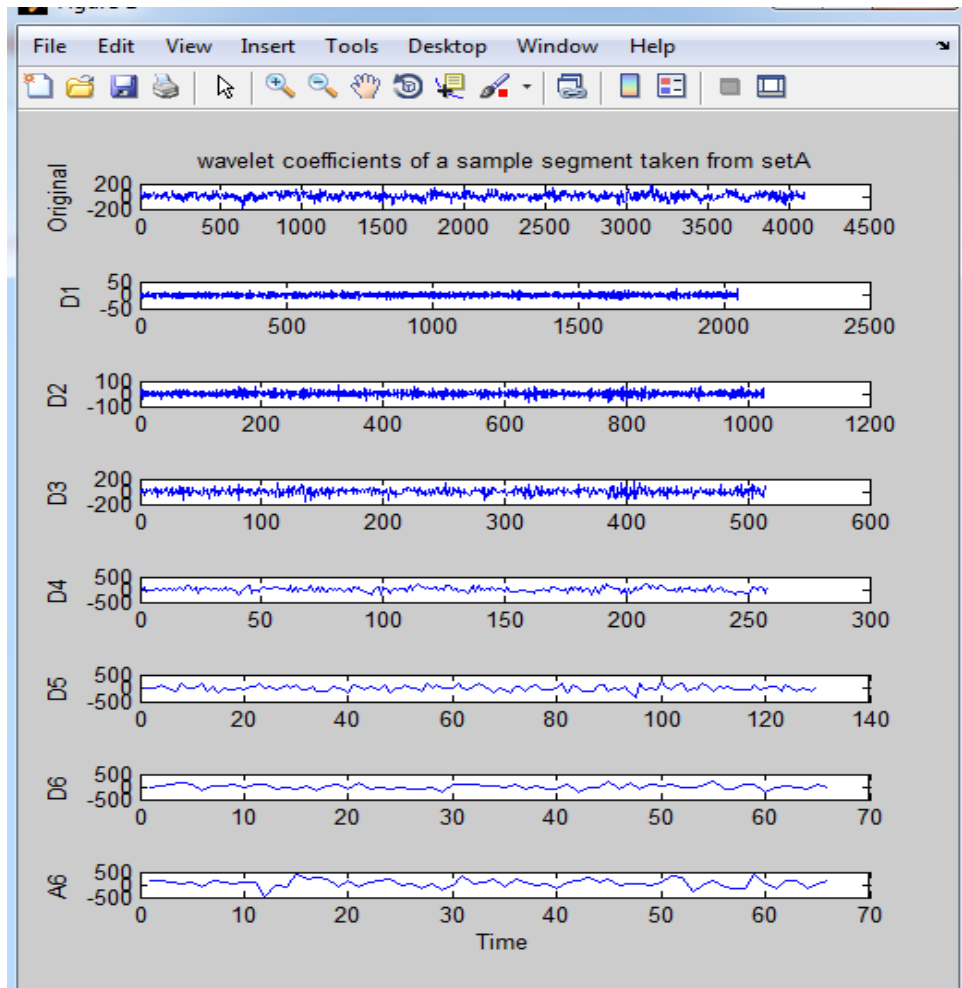
```

end

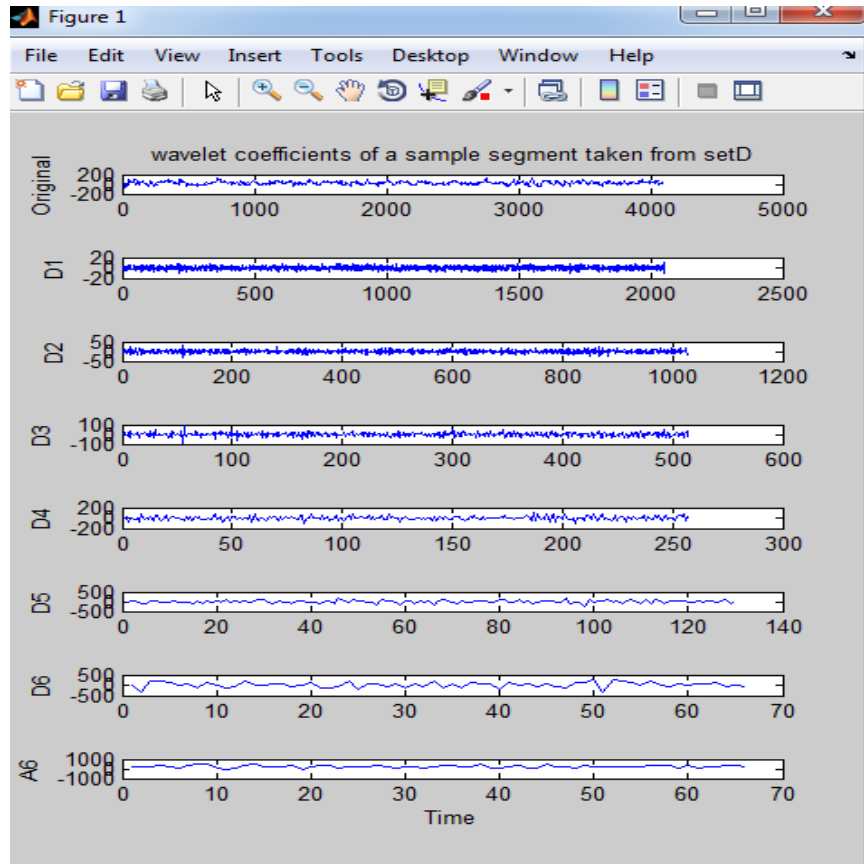
$T=[TA TB TC TD TE]; D_2=[D_2A D_2B D_2C D_2D D_2E]; D_1=[D_1A D_1B D_1C D_1D D_1E];$

$D_6=[D_6A D_6B D_6C D_6D D_6E]; D_5=[D_5A D_5B D_5C D_5D D_5E];$

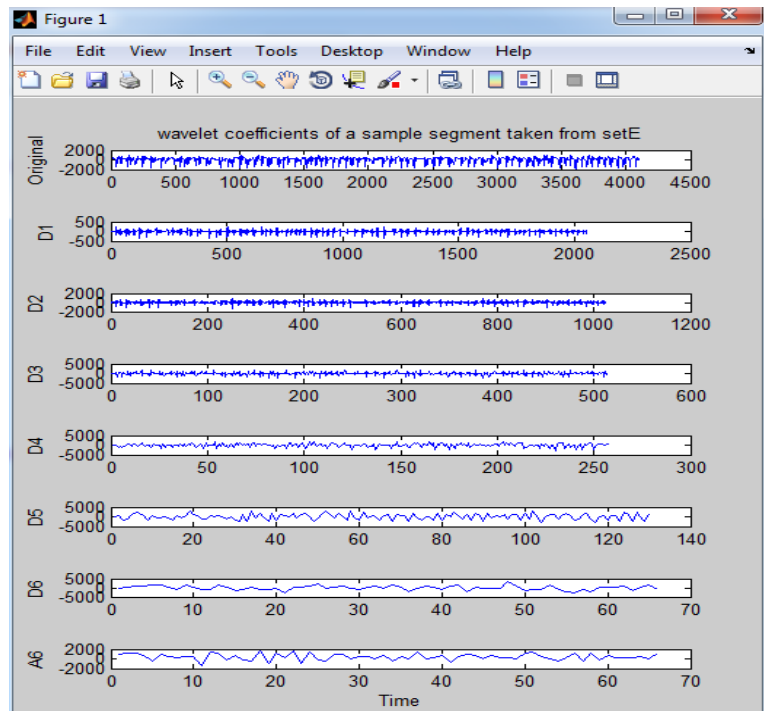
$D_4=[D_4A D_4B D_4C D_4D D_4E]; D_3=[D_3A D_3B D_3C D_3D D_3E];$



شکل ۷- ضرایب ویولت A



شکل ۸- ضرایب ویولت D



شکل ۹- ضرایب ویولت E

* در متن گزارش تکه هایی از کد شبیه سازی آورده شده است. تمامی کدها به طور کامل پیوست شده اند.

- خوشه بندی :

با استفاده از کد زیر می توان ضرایب ویولت بدست آمده از مرحله ی قبل (برای مثال A₂) را به ۶ کلاس خوشه بندی کرد.

```
lb=min(P);
```

```
ub=max(P);
```

```
ncluster=۶;
```

```
.
```

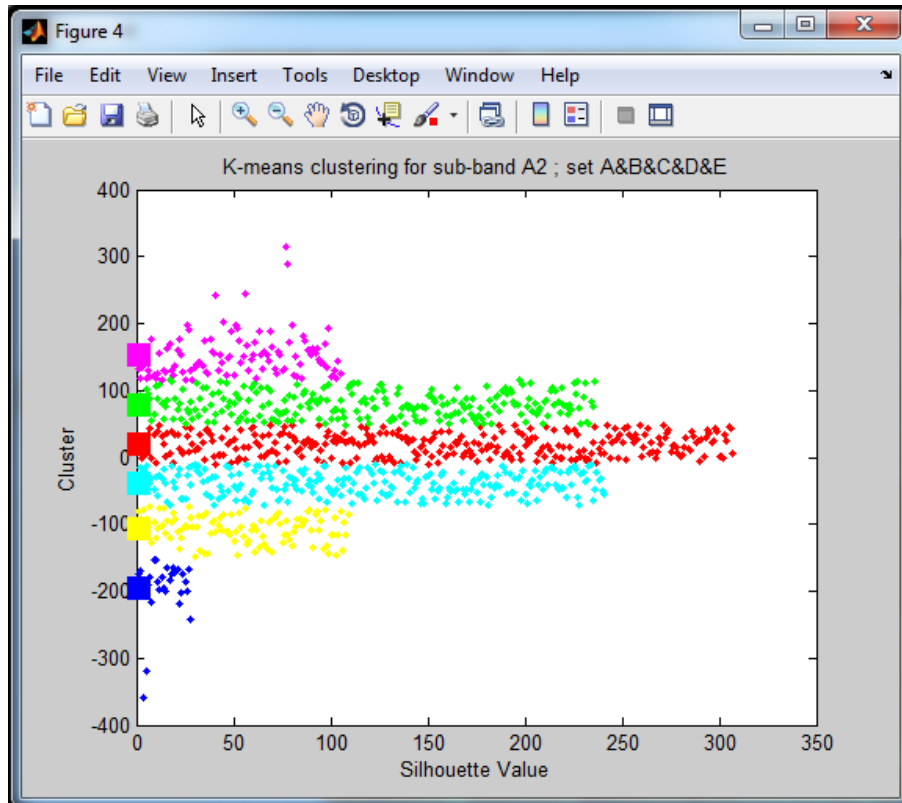
```
.
```

```
.
```

```
.
```

بخشی از محتوای کدها در این نسخه حذف شده اند. برای دسترسی به نسخه کامل این مقاله با فرمت Word می توانید از طریق لینک زیر اقدام به خریداری کنید:

<http://www.khodkarabi.com/?p=۹۳۸>



شکل ۱۰- خوشه بندی A₂ به ۶ خوشه

- توزیع احتمال :

همانطور که در مقاله اشاره شده است احتمال تعلق ضرایب ویولت به خوشه I ام برای هر زیر باند از سگمنت J ام محاسبه می شود. زیرا کد زیر توزیع احتمال زیر باند های دو سگمنت EEG گرفته شده از کلاس ABCD (پانل بالا) و کلاس E (پانل پایین) را محاسبه می کند.

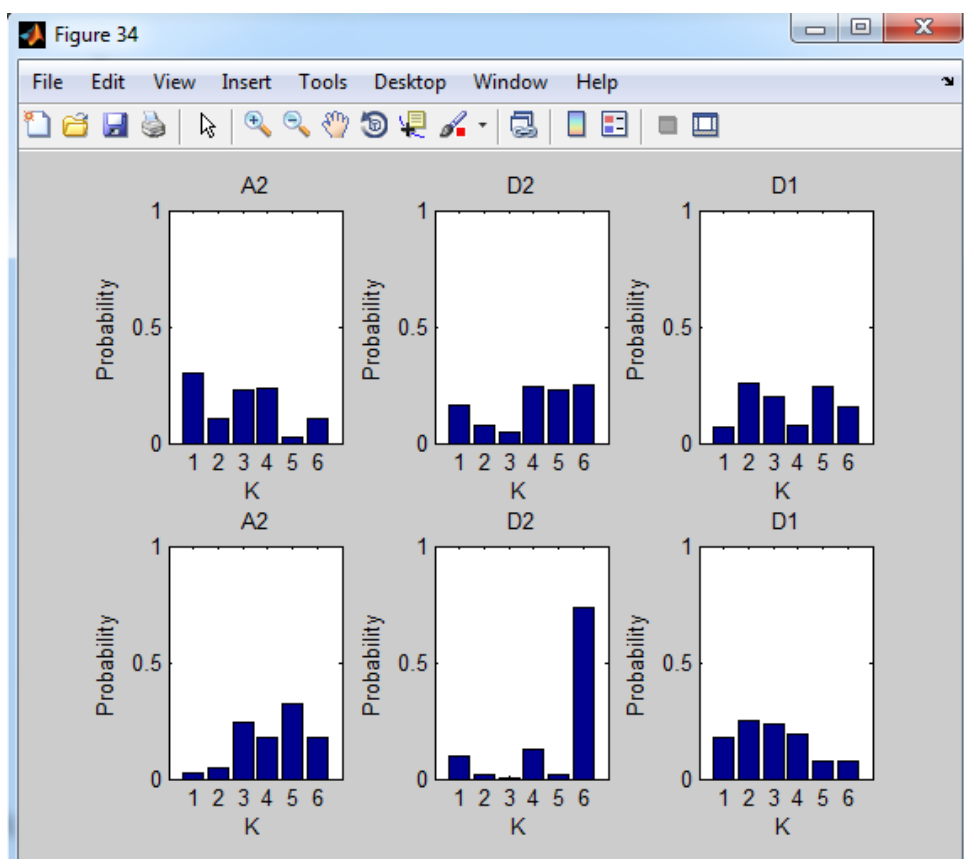
```

A2xx1=0;A2xx2=0;A2xx3=0;A2xx4=0;A2xx5=0;A2xx6=0;
for I=1:1:26
    if clust(I)==1

```

بخشی از محتوای کدها در این نسخه حذف شده اند . برای دسترسی به نسخه کامل این مقاله با فرمت Word می توانید از طریق لینک زیر اقدام به خریداری کنید:

<http://www.khodkarabi.com/?p=۹۳۸>



شکل ۱۱- توزیع های احتمالی زیرباندهای دو سگمنت EEG گرفته شده از کلاس ABCD (پانل بالا) و کلاس E (پانل پایین).

- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه :

توزیع های احتمالی محاسبه شده در مرحله قبل به عنوان ورودی به MLPNN اعمال می شود. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده در مقاله ۳ لایه دارد (ورودی، مخفی و خروجی). لایه ی مخفی شامل ۵ نورون است. تابع فعال سازی استفاده شده تانژانت هیپربولیک است و از الگوریتم پس انتشار خطا برای آموزش شبکه استفاده شده است. کد زیر برای طبقه بندی کلاس ABCD از E استفاده شده است. (برای مثال، ۱۲ سیگنال استفاده شده و ۵۰ درصد آن برای تست در نظر گرفته شده است).

```
input=zeros(۱۸,ndata);  
  
for i=۱:ndata  
  
    input(:,i)=[PA۲(:,i);PD۲(:,i);PD۱(:,i)];  
  
end
```

بخشی از محتوای کدها در این نسخه حذف شده اند. برای دسترسی به نسخه کامل این مقاله به صورت WORD می توانید از طریق لینک زیر اقدام به خریداری کنید:

<http://www.khodkarabi.com/?p=۹۳۸>


```
w1=[rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1)
rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) rand(1)];
```

```
-rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1)
rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1)];
```

```
rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) rand(1)
rand(1) -rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1)];
```

```
-rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1)
rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) -rand(1)];
```

```
rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -
rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) rand(1) -rand(1) rand(1)];
```

```
b1=[0.5;-0.2;0.4;0.6;-0.3];
```

```
w2=[0.2 -0.1 0.5 0.3 -0.1];
```

```
b2=0.9;
```

```
for j=1:100
```

```
for i=1:ndata/2
```

```
    y1(:,i)=tansig(w1*p(:,i)+b1);
```

```
    y2(i,1)=tansig(w2*y1(:,i)+b2);
```

```
    error=d(i,1)-y2(i,1);
```

```
    s2=-2*(1-(y2(i,1))^2)*error;
```

```
    s1=[1-(y1(1,i))^2 . . . ; 1-(y1(2,i))^2 . . . ; . . . 1-(y1(4,i))^2 . . . ; 1-(y1(5,i))^2 . . . ; 1-(y1(6,i))^2]*(w2)'\*s2;
```

```
    w2=w2-0.1*s2*(y1(:,i))';
```

```
    b2=b2-0.1*s2;
```

```

w1=w1-.1*s1*(p(:,i));

b1=b1-.1*s1;

    if error<.1
        break
    end
end
end

w1; w2; b1; b2;

y1(:,i)=0;
y2(:,i)=0;

for i=1:ndata/2

    y1(:,i)=tansig(w1*test(:,i)+b1);
    y2(i,1)=tansig(w2*y1(:,i)+b2);
    error=dtest(i,1)-y2(i,1);

end

output=zeros(ndata/2,1);

true=find(y2>.1)

output(true,:)=1;

```

```

false=find(y2<=.0)

output(false,:)=-1;

output;

confusion=confusionmat(dtest,output)

figure

imshow(confusion, 'InitialMagnification',10000)

colormap(jet)

*****

```

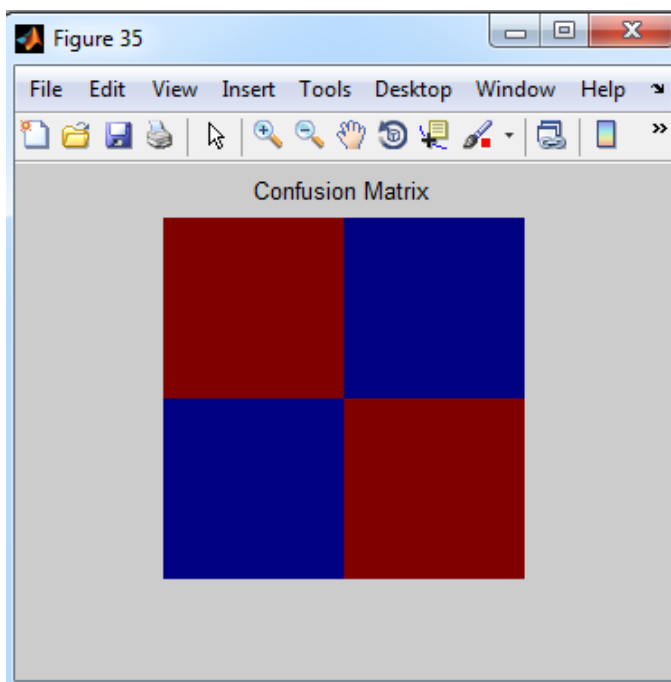
```

confusion =

     1     0
     0     4

```

همانگونه که مشاهده می شود نمونه کلاس E بخوبی از ۴ نمونه کلاس ABCD طبقه بندی شده است (شکل ۱۲).



شکل ۱۲- نتیجه طبقه بندی

III (بحث و نتیجه گیری :

با توجه به نتایج ارائه شده در مقاله و نتایج حاصل از شبیه سازی می توان نتیجه گرفت که روش ارائه شده به خوبی می تواند سگمنت های

بخشی از محتوای این قسمت در این نسخه حذف شده اند . برای دسترسی به نسخه کامل این مقاله می توانید از طریق لینک زیر اقدام به خریداری کنید:

<http://www.khodkarabi.com/?p=۹۳۸>