

MACHINE LEARNING

Supplementary Project Report

Sasan Keshavarz 810199253

فهرست

٣	مقدمهمقدمه
٣	استخراج ویژگی
۴	MFCC
۴	RMS
۵	ویژگی های تبدیل موجک
γ	
γ	طبقه بندی :طبقه بندی :
	طبقه بندی با ویژگی های تبدیل موجک
	طبقه بندی با ویژگی های librosa

مقدمه

هدف نهایی این پروژه طبقه بندی سیگنالهای EEG بر اساس این است که سوژه تصویر پیانو را مشاهده کرده است یا تصویر انسان. مراحل مربوط به پیش پردازش و رفع نویز داده EEG از قبل انجام شده است و به اصطلاح داده تمیزسازی شده را استفاده کردیم. ۷س مستقیما به سراغ مرحله استخراج ویژگی از سیگنال میرویم و سپس روشهای مختلف طبقه بندی را بر آن اعمال میکنیم. چون خواسته شده بود که نمودار دقت طبقه بند بر اساس زمان ترسیم شود. داده را به بازه های زمانی تقسیم کردیم. داده مربوط به هر تحریک یک ماتریس داده و بود. پس داده های زمانی را به 25*140 تبدیل کردیم و داده ای که برای آموزش مدل و تست افتاده کردیم ابعاد 25*140*90 داشت. لازم به ذکر است که داده های ورودی مربوط به هر دو کلاس را در یک ماتریس ادغام کرده ایم.

```
z=np.zeros((90,126,140,25))
for i in range(90):
   for j in range(126):
     for k in range(140):
      z[i,j,k,0:25]=X[i,j,k*25:25*(k+1)]
```

برای برچسب ها هم به همین تبع یک بردار ۹۰ تایی ساختیم که ۴۵ تا اول آن مربوط به کلاس اول و ۴۵تای دوم مربوط به کلاس دوم بود.

استخراج ویژگی

هر سیگنال EEG شامل ویژگیهای بسیاری است. در نتیجه، باید مشخصههایی را استخراج کرد که در تشخیص تصویر دیده شده مفید باشند. فرآیند استخراج ویژگی برای استفاده از آنها در تحلیلها، استخراج ویژگی نامیده میشود. اکنون برخی از ویژگیهای سیگنالهای EEG همراه با جزئیات مورد بررسی قرار می گیرد. در این مرحله سیگنال به یک نمایش مختصر اما منطقی که متمایزتر و قابل اعتمادتر از سیگنال واقعی است تبدیل میشوند.

پس از انتخاب ویژگی های مورد نظر با قطعه کد زیر از داده ویژگی هارا استخراج میکنیم. گزینه های زیادی برای ویژگی میتوان در نظر گرفت که در این پروژه ما با آزمون و خطا به این نتیجه رسیدیم که ویژگی ها تبدیل موچک و بعضی از ویژگی های کتابخانه librosa بهترین هستند. ویژگی ها

spectrogram و تعدادی از ویژگی های spectral مربوط به ای کتابخانه را هم امتحان کردیم که بهترین جواب مربوط به ویژگی های mfcc بود و rms پس از همین دو استفادده کردیم.

MFCC

Mel frequency cepstral coefficients از یک سیگنال، مجموعهای کوچک از ویژگیها (معمولا محوود ۱۰ الی ۲۰) است که به طور خلاصه شکل کلی یک طیف را توصیف می کند. MFCCها با تبدیل کسینوس گسسته (DCT) به یک طیفنگار مِلفرکانس محاسبه می شوند. این ویژگی مشخصههای صدای انسانی را مدل می کند. ضرایب مغزی فرکانس مل، نمایش های فشرده ای از طیف هستند که معمولاً برای شناسایی خودکار گفتار استفاده می شوند و همچنین به عنوان یک ویژگی اصلی در بسیاری از زمینه های تحقیقاتی که شامل سیگنال های صوتی می شود، استفاده می شود. همچنین می توان مقیاس دهی ویژگیها را به گونهای انجام داد که هر «بعد ضریب (coefficient dimension) «دارای میانگین صفر و واریانس واحد باشد.

می توان آن را با نگاشت سیگنال تبدیل فوریه بر روی مقیاس mel با استفاده از پنجره های مثلثی یا کسینوسی به دست آورد. جایی که پس از گرفتن لاگ توان ها در هر یک از فرکانس های Mel و پس از تبدیل کسینوس گسسته توان های مل log دامنه یک طیف را می دهد. لیست دامنه MFCC است.

RMS

مقدار (Root-Mean-Square) همان مقدار مؤثر شکل موج کل است. این برابر با سطح سیگنال DC است که همان توان متوسط سیگنال دوره ای را ارائه می دهد. چون مربوط به ریشه میانگین مربعات است پس با RMS بالاتر به طور کلی به صدای قوی تر است. که برای تشخیص صدای مردان و همچنین تشخیص عاطفه عصبانیت میتواند مفید باشد.

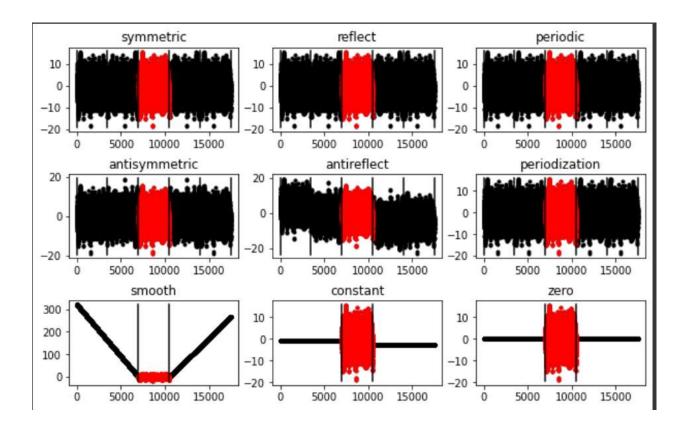
این اندازه گیری عمداً یک اندازه گیری آهسته است که میانگین قلهها و پایین ترین زمانها را برای انعکاس بلندی درک شده را نشان میدهد. RMS معیار تقریبی روشی است که گوش شما سطوح صدا را درک می کند. مثلا گوش شما معمولاً قله های تیز را به اندازه واقعی بلند نمی بیند.

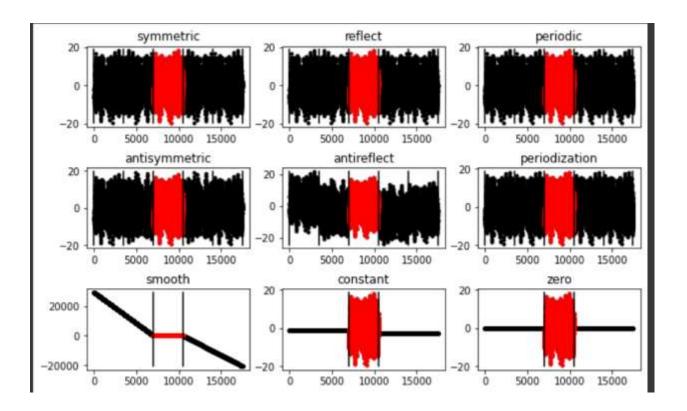
ویژگی های تبدیل موجک

این دسته از ویژگی ها تنوع زایدی دارند و برای اینکه دریابیم کدام دسته برای استخراج ویژگی از سیگنال EEg مناسبتر است از مقالات این زمینه نفکیک این سیگنال در حالت تسک بصری استفاده کردیم. متوجه شدیم بهترین انتخاب db4 است که daubechies با پازامتر ۴ است. سپس برای اینکه بفهمیم کدام مد این تبدیل موجک بهتر است برای تمامی مدها آن را امتحان کردیم. به این منظور از کد زیر استفاده کردیم.

```
b1=X[10,59,:]
from pywt._doc_utils import boundary_mode_subplot
from matplotlib import pyplot as plt
fig, axes = plt.subplots(3, 3, figsize=(10, 6))
plt.subplots_adjust(hspace=0.5)
axes = axes.ravel()
boundary_mode_subplot(b1, 'symmetric', axes[0], symw=False)
boundary_mode_subplot(b1, 'reflect', axes[1], symw=True)
boundary_mode_subplot(b1, 'periodic', axes[2], symw=False)
boundary_mode_subplot(b1, 'antisymmetric', axes[3], symw=False)
boundary_mode_subplot(b1, 'antireflect', axes[4], symw=True)
boundary_mode_subplot(b1, 'periodization', axes[5], symw=False)
boundary_mode_subplot(b1, 'smooth', axes[6], symw=False)
boundary_mode_subplot(b1, 'constant', axes[7], symw=False)
boundary_mode_subplot(b1, 'zero', axes[8], symw=False)
```

طبق نمودارهای ترسیم شده بهترین مد برای استفاده در طبقه بندی، مد smooth است.





طبقه بندی:

برای انجام طبقه بندی از دو دسته ویژگی استخراج شده استفاده کردیم. یک بار مدلها را بر اساس ویژگی تبدیل موجک آموزش دادیم و ارزیابی کردیم و بار دیگر با استفاده از ویژگی های کتابخانهllibrosa.

طبقه بندی با ویژگی های تبدیل موجک

در دستور عمل پروژه خواسته شده که داده را به داده آموزش، تست و ارزیابی تقسیم کنیم. این کار با کد زیر انجام شد. در اینجا یک تابع evaluate_model نوشتیم. برای ارزیابی از روش n_s انجام شد. در اینجا یک تابع shuffle برامتر n_s دریم. n_s دریم. n_s داده های ورودی به هم بریزد پارامتر n_s درامتر n_s دریم.

```
from numpy import mean
from numpy import std
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.model_selection import cross_val_score

# evaluate a give model using cross-validation
def evaluate_model(model, x, y):
    cv = KFold(n_splits=5, random_state=1, shuffle=True)
    scores = cross_val_score(model, x, y, scoring='accuracy', cv=cv, n_jobs=-1)
    print('Accuracy: %.3f (%.3f)' % (mean(scores), std(scores)))
    return scores
```

سپس این تابع و ویژگی های استخراج شده را بر روی مدلهای مختلف پیاده سازی کردیم.

```
print(evaluate_model(GaussianNB(), fwt, Y))
print(evaluate_model(LogisticRegression(), fwt, Y))
print(evaluate_model(MLPClassifier(random_state=0, hidden_layer_sizes=(50,), max_iter=1000), fwt, Y))
print(evaluate_model(KNeighborsClassifier(n_neighbors=3), fwt, Y))
print(evaluate_model(DecisionTreeClassifier(random_state=0), fwt, Y))
print(evaluate_model(SVC(), fwt, Y))
```

k- ،Multilayer perceptron، logistic regression ،Gaussian Naive Bayes از مدلهای جدلهای از مدلهای بندی استفاده کردیم. مدل Decision Tree ،nearest neighbors و Decision Tree ،nearest neighbors است و حداکثر تعداد رو ی mlp دارای سایز لایه پنهان ۵۰ است و حداکثر تعداد رو ی mlp شده است. برای روش نزدیک ترین همسایگی هم پارامتر mlp را mlp در نظر گرفتیم. خروجی دقت مدلها در جدول زیر نمایش داده شده است.

همانطور که در جدول زیر نمایش داده شده است ، مدل Gaussian Naive Bayes بر روی دسته ویژگی های تبدیل موجک دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل ها دارا است. بدترین عملکرد مربوط به طبقه بند MLP بوده است.

Model	Accuracy
Gaussian Naive Bayes	0.711
logistic regression	0.622

Multilayer perceptron	0.467
k-nearest neighbors	0.667
Decision Tree	0.678
Support Vector	0.633

طبقه بندی با ویژگی های librosa

ویژگی های این سقمت با کد زیر استخراج شدند.

```
f=np.zeros((90,126,140,10))
import librosa
for i in range(90):
   for j in range(126):
     for k in range(140):
        b=z[i,j,k,:]
        #f[i,j,k,1]=librosa.feature.rms(b,hop_length=26)
        a=librosa.feature.mfcc(y=b, sr=500, n_mfcc=10).T
        f[i,j,k,:]=a
```

سپس با دستور زیر عملکرد مدل روی آنها مورد بررسی قرار گرفت.

```
print(evaluate_model(GaussianNB(), f, Y))
print(evaluate_model(LogisticRegression(), f, Y))
print(evaluate_model(MLPClassifier(random_state=0, hidden_layer_sizes=(50,), max_iter=1000), f, Y))
print(evaluate_model(KNeighborsClassifier(n_neighbors=3), f, Y))
print(evaluate_model(DecisionTreeClassifier(random_state=0), f, Y))
print(evaluate_model(SVC(), f, Y))
```

علت ناقص بودن گزارش این است که قرار بود ارور مربوط به استخراج ویژگی های librosa رفع گردد و نمودارهای مربوط به دقت زمانی گزارش شود. که متاسفانهدر کمال ناباوری همگروهی بنده کد این بخش را در اختیارم قرار نداد. برای همین این کد ناقص و گزارش ناقص را اپلود کردم.