Lab02 实验报告

项子扬 PB16001768

1. 数据预处理

要求为:将2个数据集分别随机平均分为5份并保存,要求每个被试人员出现在每份样本集中的数量均匀。后续使用5折交叉验证。可以对数据进行删减、降维、组合等。

2.SVM

要求为:使用非线性 kernel 的软边界 SVM 对 2 个数据集的 valence_arousal_label 进行分类,分析结果。

实验内容:

语言: Python3.6.2 环境: Windows10

数据预处理:采用 sklearn 工具包中的 preprocessing 工具包,将数据平均划分成 5份,做 5 折交叉检验。

测试方面:根据训练结果对测试结果进行比对,计算得出正确率。核函数为 rbf(高斯核函数)。将其他输入属性各自归一化再作为 SVM 的输入属性。

经过测试惩罚系数 C=6 时分类成功率较高:

DEAP数据集:

交叉验证正确率:[0.35510204 0.46938776 0.46090535 0.45867769 0.41908714]

平均正确率: 0. 432631993718496

MAHNOB-HCI数据集:

交叉验证正确率:[0.49541284 0.48148148 0.47169811 0.42857143 0.45714286]

平均正确率: 0. 46686134488800235

C 过高或过低都会导致成功率降低:

C=0.01:

DEAP数据集:

交叉验证正确率:[0.35510204 0.35510204 0.35802469 0.35950413 0.35684647]

平均正确率: 0.35691587565022564

MAHNOB-HCI数据集:

交叉验证正确率:[0.31192661 0.31481481 0.31132075 0.31428571 0.31428571]

平均正确率: 0.3133267207215623

C=100:

DEAP数据集:

交叉验证正确率:[0.27346939 0.26530612 0.38271605 0.35123967 0.36099585]

平均正确率:0.32674541592613837

MAHNOB-HCI数据集:

交叉验证正确率: [0.33944954 0.39814815 0.44339623 0.2952381 0.44761905]

平均正确率: 0.3847702117409578

代码说明:

```
from sklearn.svm import SVC
from sklearn import preprocessing
from sklearn.model_selection import cross_val_score
此部分为导入的库函数, SVC 为支持向量机库函数, cross_val_score 用于交叉验证。
with open('data/DEAP/EEG_feature.txt', 'r') as fo:
    for line in fo:
        line = line.strip('\n') #除去行尾的换行符
        line = line.split('\t') #以制表符分割数据
        S.append([float(i) for i in line])
D['EEG_feature'] = S
```

此部分为从文件中读取数据并存入字典中,利用 strip 和 split 函数将文件中的元素分割开来以便存储。

4. Naïve Bayes (手动实现)

要求为: 使用带拉普拉斯修正的 Naïve Bayes 对 2 个数据的被试人员(subject id), 对 MAHNOB-HCI 数据集的情感标签进行分类, 分析结果。

实验内容:

语言: C语言 环境: Windows10

数据预处理方面: 经分析,在对被试人员进行分类时,视频编号标签没有太大意义,故删去该标签;在对情感标签进行分类时,被试人员和视频编号标签没有太大意义,故删去这两个标签。valence_arousal_label标签由于只有1和1、1和2、2和1、2和2四种取法,故组合为一个标签,取值为离散的{11,12,21,22}; DEAP 数据集中共有1216个样本,MAHNOB-HCI 数据集中共有533个样本,为了方便分组以及读取,故舍弃若干样本,将剩余的1215个样本和530个样本按被试人员编号(subject id)均匀分配至5个文本文件中。

测试方面: 根据训练结果对测试结果进行比对, 记录正确和错误的结果数, 计算得出正确率。

1.DEAP 数据集的被试人员(subject id)分类:

第一次:

第二次:

第三次:

第四次:

第五次:

5次平均正确率为98.27%。

2.MAHNOB-HCI 数据集的被试人员(subject id)分类: 第一次:

第二次:

```
分类器运算结果为:
10 10 10 10 11 2 11 11 1 2 13 13 13 13 1 2 14 14 14 14 16 16 16 1 17 17 17 17 18 18 18 18 19 19 19 19 20 20 20 20 21 21 21 3 3 3 22 22 22 3 23 23 23 23 23 24 24 24 25 25 25 25 3 26 26 26 27 27 27 27 27 28 28 28 28 29 29 29 29 30 30 30 4 4 4 4 5 5 5 5 1 6 6 6 6 7 1 7 7 8 8 8 分类正确设 105 分类错误数: 1
正确率为: 0.990566

Process exited after 0.5262 seconds with return value 0
请按任意键维续. . . _
```

第三次:

第四次:

第五次:

5 次平均正确率为 97.36%。

3.MAHNOB-HCI 数据集的 valence_arousal_label 标签分类: 第一次:

第二次:

第三次:

第四次:

第五次:

```
分类器运算结果为:
0 0 6 6 1 1 1 1 0 12 11 5 5 5 5 11 0 6 4 6 6 0 0 11 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 1 6 6 12 11 11 11 4 0 4 0 6 12 12 12 12 6 6 6 6 6 5 0 0 6 1 0 11 11 11 11 11 6 6 6 6 0 0 5 1 12 1 1 11 12 12 12 2 0 0 0 0 4 6 1 4 0 4 6 6 6 4 3 3 3 3 3 3 3 6 6 6 6 6 分类正确数: 17 分类错误数: 89 正确率为: 0.160377 _______

Process exited after 0.6311 seconds with return value 0 请按任意键继续. . . ____
```

5 次平均正确率为 12.45%

结果分析:

在对两个数据集的被试人员进行分类时,正确率较高(97%),而对 MAHNOB-HCI 数据集的情感标签进行分类时,正确率较低(12%),可能是由于不同情绪在本实验中各属性上的影响有些类似,导致分类失误;也有可能是删去的被试人员和视频编号对实验有较大影响。代码说明:

```
#include<stdio.h>
#include<stdlib.h>
#include<math.h>
#define pi 3.14159265
#define M 424//训练样本数
#define N 106//测试样本数
#define C 13
```

此部分为宏定义,M 是训练集的大小,N 是测试集的大小,C 是待分类标签的取值范围大小。

```
struct SAM {
    double feature[160];//160维脑电波特征数据
    int id;//被试者编号
    int label;//愉悦度标签,只能取11、12、21、22
    int emo;//情感标签
};
```

此为存储样本各个属性的结构体,feature 是脑电波特征,id 是被试人员编号,label 是经过合并的愉悦度-唤醒度标签,取值为{11,12,21,22}, emo 是情绪标签(只会在 MAHNOB-HCI 数据中出现)。

```
FILE *fpr,*fpw;//读写文件指针
int i,j,k,cnt[C],right,res;
int count1[C][4],count2[C][13];
double pc[C],mean[C][160],var[C][160],sum[C][160],pt[C],max;
double pxc1[C][4];//愉悦唤醒度标签的条件密度
double pxc2[C][13];//情感标签的条件密度
double correct;
int h[N];//测试结果
struct SAM sample[M];
struct SAM test[N];
```

此为程序变量定义。fpr、fpw 为读写文件指针, cnt 用于统计待分类标签的数量, count1、count2 用于统计离散标签的数量; pc 为先验概率, mean 为平均值, var 为方差, sum 用于计算平均值, pt 为测试样例计算的概率, pxc1、px2 为离散的条件密度, sample、test 为训练集数组、测试集数组。

```
for(i=0;i<C;i++) cnt[i]=0;
for(i=0;i<M;i++){
    cnt[sample[i].emo]++;</pre>
```

//计算先验概率

```
cnt[sample[i].emo]++;
}
for(i=0;i<C;i++){//拉普拉斯修正
    pc[i]=(double)(cnt[i]+1)/(M+C);
}</pre>
```

此部分为先验概率的计算, cnt 自增时, 若对 id 分类, 下标为 sample[i].id-1, 若对 emo 分类, 下标为 sample[i].emo; 由于是离散型的统计, 需要进行拉普拉斯修正。

```
//计算条件概率
for(i=0;i<C;i++){//初始化
   for(j=0;j<160;j++) sum[i][j]=0.0;</pre>
for(i=0;i<M;i++){//遍历训练集
   for(j=0;j<160;j++){
       sum[sample[i].emo][j]+=sample[i].feature[j];
for(i=0;i<C;i++){//平均值
   for(j=0;j<160;j++){</pre>
      mean[i][j]=(double)sum[i][j]/cnt[i];
for(i=0;i<C;i++){//初始化
   for(j=0;j<160;j++) sum[i][j]=0.0;</pre>
for(i=0;i<M;i++){//遍历训练集
   for(j=0;j<160;j++){
       sum[sample[i].emo][j]+=pow(sample[i].feature[j]-mean[sample[i].emo][j],2);
for(i=0;i<C;i++){//方差
   for(j=0;j<160;j++){</pre>
      var[i][j]=(double)sum[i][j]/cnt[i];
   此部分计算的是 160 维连续变量的平均值和方差, 用于之后计算条件概率。由于是连续
变量,不需要进行拉普拉斯修正。
```

```
for(i=0;i<C;i++){//初始化
   for(j=0;j<4;j++) count1[i][j]=0;</pre>
for(i=0;i<M;i++){
   switch(sample[i].label){//統计Label标签
        case 11:{
            count1[sample[i].emo][0]++;
            break;
        case 12:{
            count1[sample[i].emo][1]++;
            break:
       case 21:{
            count1[sample[i].emo][2]++;
            break:
        case 22:{
            count1[sample[i].emo][3]++;
            break:
       default:printf("error!\n");
for(i=0;i<C;i++){
   for(j=0;j<4;j++){//拉普拉斯修正
        pxc1[i][j]=(double)(count1[i][j]+1)/(M+4);
```

此部分计算离散变量的条件概率, 若对 id 进行分类, 需要计算 label 和 emo, 若对 emo 进行分类, 需要计算 label。需要进行拉普拉斯修正。

```
for(i=0;i<N;i++){//计算概率估计
   for(j=0;j<C;j++){</pre>
       pt[j]=pc[j];//乘上离散条件概率
       for(k=0;k<160;k++){//乘上连续条件概率
           pt[j]*=exp(-pow(test[i].feature[k]-mean[j][k],2)/(2*var[j][k]))/sqrt(2*pi*var[j][k]);
       switch(test[i].label){//根据测试样例的Label选择相应的条件概率
          case 11:{
              pt[j]*=pxc1[j][0];
              break;
           case 12:{
              pt[j]*=pxc1[j][1];
              break;
           case 21:{
              pt[j]*=pxc1[j][2];
              break;
          case 22:{
              pt[j]*=pxc1[j][3];
              break;
       //pt[j]*=pxc2[j][test[i].emo];//乘上情感标签条件概率
```

此处对测试样例的各个分类的概率进行计算,在连续变量的计算时采用的是正态分布概率密度分布函数。

```
max=-1;
for(j=0;j<C;j++){
    if(pt[j]>max){
        max=pt[j];
        res=j;
    }
    h[i]=res;//得出分类结果
```

此处是选出概率最大者,作为函数的分类结果。之后经过比对计算正确率。

5.LR

此部分实验的内容要求为:使用逻辑回归对 2 个数据集的 valence_arousal_label 进行分类、分析结果。

实验内容:

语言: Python3.6.2 环境: Windows10

数据预处理:采用 sklearn 工具包中的 preprocessing 工具包,将数据平均划分成 5份,做 5 折交叉检验。

测试方面:根据训练结果对测试结果进行比对,计算得出正确率。将其他输入属性各自归一化再作为 LR 的输入属性。

结果:

```
DEAP数据集:
```

交叉验证正确率: [0.26938776 0.33469388 0.37860082 0.40909091 0.39419087]

平均正确率: 0.35719284723170647

MAHNOB-HCI数据集:

交叉验证正确率:[0.36697248 0.42592593 0.45283019 0.32380952 0.46666667]

平均正确率: 0.40724095642911634

代码说明:

```
from sklearn.svm import SVC
```

from sklearn import preprocessing

from sklearn.model_selection import cross_val_score

此部分为导入的库函数, SVC 为支持向量机库函数, cross_val_score 用于交叉验证。

with open('data/DEAP/EEG_feature.txt', 'r') as fo:

```
for line in fo:
    line = line.strip('\n') #除去行尾的换行符
    line = line.split('\t') #以制表符分割数据
    S.append([float(i) for i in line])
D['EEG_feature'] = S
```

此部分为从文件中读取数据并存入字典中,利用 strip 和 split 函数将文件中的元素分割开来以便存储。

```
for x in range(0, length):
    X. append(D['EEG_feature'][x] + D['subject_video'][x]) #将两个文件中的属性合并作为输入存入X表中
```

此句语句用于将属性一并存入 X 表,用作库函数的输入。

scaler = preprocessing.MinMaxScaler()

X = scaler.fit_transform(X) #将X表中的属性归一化

此语句用于将输入属性归一化,用于提高分类成功率。

Y = [10 * x[0] + x[1] for x in D['valence_arousal_label']] #将待分类标签存入Y表中此语句将待分类标签的两个分量组合成一个(取值范围为 11、12、21、22)。

model = LogisticRegression()#调用库函数进行分类

res = cross_val_score(model, X, Y, cv_=_5) #调用交叉验证得到正确率

此语句调用库函数进行分类,并使用分类器对测试集验证得到正确率。