

基于正态云模型的面部表情识别

范章章 1216073614、倪莹莹 1016071609

景 宇 1216073606、陈 飞 1216073610

一、题目概述

表情是人类用来表达情绪的一种基本的方式，同时也是非语言交流得一种有效的手段。人们可以通过表情准确而又微妙地表达自己的思想感情，甚至这种表达有时候是无意识的，所以通过表情的判断可以更好地认知对方的态度和内心世界。本文基于数据场的人脸特征提取方法，将能凸显人脸表情的数据点加以降维和简化，使用正态云模型完成定性定量之间的转换，反映了认知过程中的模糊性和随机性，结合综合云与云变换的方法，最终获得整张人脸表情的数字特征与云图。通过实验证明该方法可以有效地突出人脸表情特征，定量化地得出人脸表情概念，为人脸表情识别与显示开拓了新的思路和定量依据。

二、实验过程与实验结果

2.1 实验流程与小组分工

在本实验中，总的工作可以分为两部分，第一部分为数据点集的获取与参数分析，第二部分为人脸识别。

小组分工：实验的制定和设计方案由小组成员共同完成。最终报告由范章章和倪莹莹同学整合，实验部分由景宇同学操作，PPT制作和报告审核由陈飞同学完成。整体来说，我们组的分工很平均，每个人都积极参与。

2.2 实验过程与原理

2.2.1 人脸模拟

在实验中，对每张人脸获取模拟点，分别可以模拟出眉毛，眼睛，鼻子，嘴唇以及脸颊的位置。例如通过分析嘴唇张开的弧度来判断一个人是否微笑。



图 1：人脸表情

2.2.2 数据场

数据场是模拟物理场的理论，在聚类的行为基础上将数域空间映射到数据场的空间数据场来，用来刻画出数据之间的关系。概念空间和特征空间中的场都一律统称为数据场。

在描述数据场的属性时，引入标量函数——势函数。势函数是位置或聚类的函数，可以叠加，因此，数域空间中每一个数据对象对整个场的任何一点的势都具有一定的影响，而且这种影响的大小和两者之间的距离平方成反比。也就是说，数据越是密集的区域应该有着更大的势，而数据越是稀疏的区域其势也就相对较小。

在一个数据场中，任何一点 P 上的势函数都被定义为整个数据场中所有的数据点的影响之和，即可推断当给定 n 个数据点， $D = \{d_1, \dots, d_n\}$ ，在 P 上的势函数定义为：

$$f(p) = \sum_{i=1}^n \rho_i e^{-\frac{d^2(p,d_i)}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中 $d(p, d_i)$ 表示 P 点到数据点 d_i 的距离。 ρ_i 为该点数值的大小， σ 的变换将直接影响等势线之间的间距， σ 越小，那么单个数据的影响范围就越小，等势线也就相对越密集。

显然，单个数据点的势函数在距离为零处的势最大且为 1，空间无穷远处的势最小，趋于零。实际上，根据正态分布的“ 3σ ”法则，当距离大于 3σ 时，对于该点的影响应该已经趋近于零了。因此，场中每个对象的影响半径可近似为： $r \approx 3\sigma$ 。此定义在较大数据集时，可以明显地降低运算的复杂度。

2.2.3 云模型

云模型是自然语言值表示的某个定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型。云的数字特征用期望 Ex (Expectation)，熵 En (Entropy) 和超熵 He (Hyper Entropy) 三个数值表征，它把语言值中的模糊性和随机性关联到一起，构成定性和定量互相之间的映射，作为知识表示的基础。有了云模型理论，就可以用云来表达定性概念与定量表示之间的转换过程，这样既考虑了事物的模糊性同时也兼顾了随机性。

2.2.4 云变换

云滴和一般数值有相通之处，都可进行变换规则。操作流程均为：先乘除后加减，同级流程则是从左到右。

假设有 2 朵云 $(Ex1, En1, He1)$ 和 $(Ex2, En2, He2)$ ，其云变换结果为 (Ex, En, He) 。

2.3 算法流程

从图像库取出图像，标准化人脸。主要是对人脸图像进行格式、大小、亮度预处理，用 Canny 算子求出眉眼区域的强边缘图像。首先获得眼睛部分的灰度

值，设定阈值，制定一个矩形框作为有效的人眼区域；从而确定眼睛的位置，以人眼为中心，进而对图像进行图像的旋转、缩放、灰度拉伸，并将灰度值归一化到[0, 1]，得到标准化的人脸。

其次，将人脸图像分为九大区域，分别为左眼区、左眉区、右眼区、右眉区、嘴巴、左颊、右颊、额头、鼻子，如图 2。



图 2：人脸表情区域划分

将数据场的思想方法应用到图像处理当中去，在传统的直接以图像灰度值为数据“质量”的方法上进行改进。通过实验得到，使用负片平方，为势函数 ρ 可以有效地提取出特征值大的点，使眼睛眼睛、嘴巴、眉毛的轮廓也更加地鲜明和突出，对情绪的变化更加敏感，故这里使用经过改进的公式 2，由公式 1 变形得来：

$$f(p) = \sum_{i=1}^n (1 - p(x, y)^2) e^{-\frac{d^2(p, d_i)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

根据上述方法可以得出人脸表情图像的数据场。为了能更精确地分析人脸表情成分，从划分出的九大区域中提取 n 个势能最大的点，将这些数据点代入云模型中进行计算。通过一维逆向云模型得到 Ex , En , He ，画出其正态云模型。随后对同一样本集中的云模型做综合云变换，提升样本集的概念，使之更全面且更能代表样本概念。

因为面部变化越大的区域对表情识别的影响越大，而越是稳定的部分对人脸表情识别的影响也就相对越小，考虑到各个区域的属性根据 10 位专家打分得出权值向量对应于分别为左眼区、右眼区、左眉区、右眉区、嘴巴、左颊、右颊、额头、鼻子。权重云数字特征如下表 1 所列。

区域	W_{E_x}	W_{E_n}	W_{H_e}
左眼	0.191	0.0021	0.0002
右眼	0.191	0.0021	0.0002
左眉	0.064	0.0014	0.0001
右眉	0.064	0.0014	0.0001
嘴巴	0.1909	0.0062	0.0003
左颊	0.0215	0.0033	0.0001
右颊	0.0215	0.0033	0.0001
额头	0.149	0.0056	0.0003
鼻子	0.108	0.0041	0.0002

表 1: 区域权重云

通过云变换得出评价模型，并计算最终的隶属度。

2.4 数据场与云模型的应用

从图像库中读取人脸图像，得到标准化的的人脸，并将图像的灰度值进行归一化。

根据公式(2)产生上述人脸图像的数据场，将场值进行归一化，并提取出各个区域的特征点。

通过一维逆向云模型可以得出各区域的云特征值和云图。在样本集中，选取 KA 的 2 张高兴脸和悲伤脸嘴部的数据，产生云模型，并将这三个云模型做综合云变换，提取出更广泛概念的云模型。综合云方法如下：

$$E_x = \frac{E_{x1}E_{n1} + E_{x2}E_{n2}}{E_{n1}E_{n2}} \quad (3)$$

$$E_n = E_{n1} + E_{n2} \quad (4)$$

$$H_e = \frac{H_{e1}E_{n1} + H_{e2}E_{n2}}{E_{n1}E_{n2}} \quad (5)$$

三、实验结果

将下面 2 张自然脸作为测试集，根据上述算法进行计算可得出下面的结论。由表 2 可知，这 2 张自然脸相对的哭和笑的程度是不同的，实验结果相对稳定，且符合日常生活中的认知。



图 3：人脸表情原图

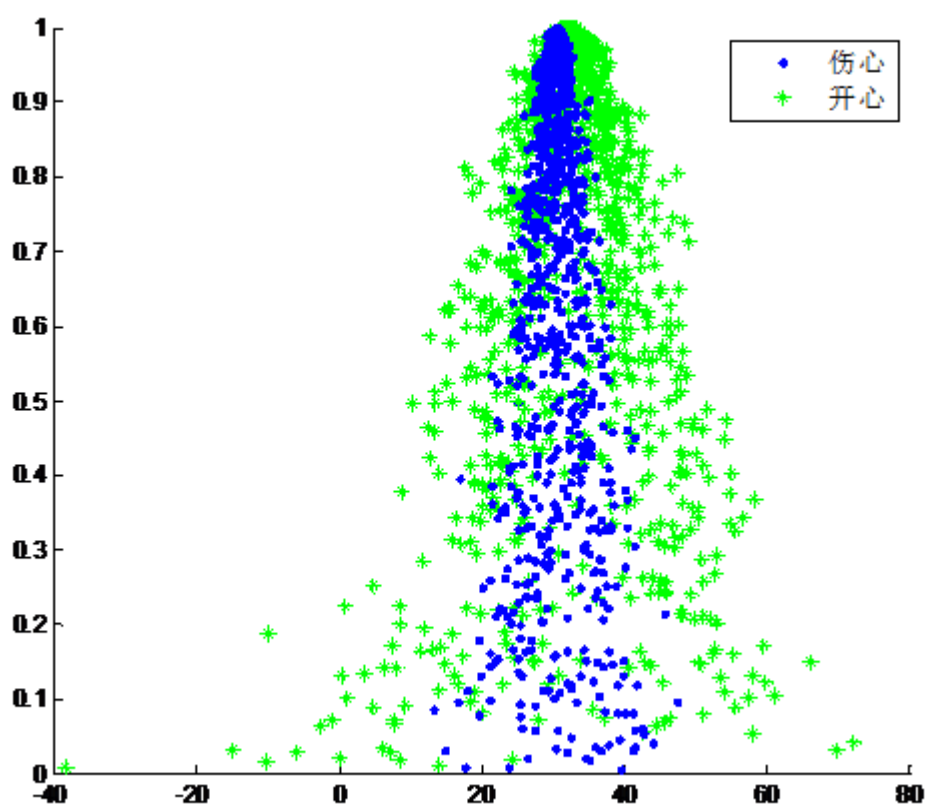


图 4：人脸表情综合云

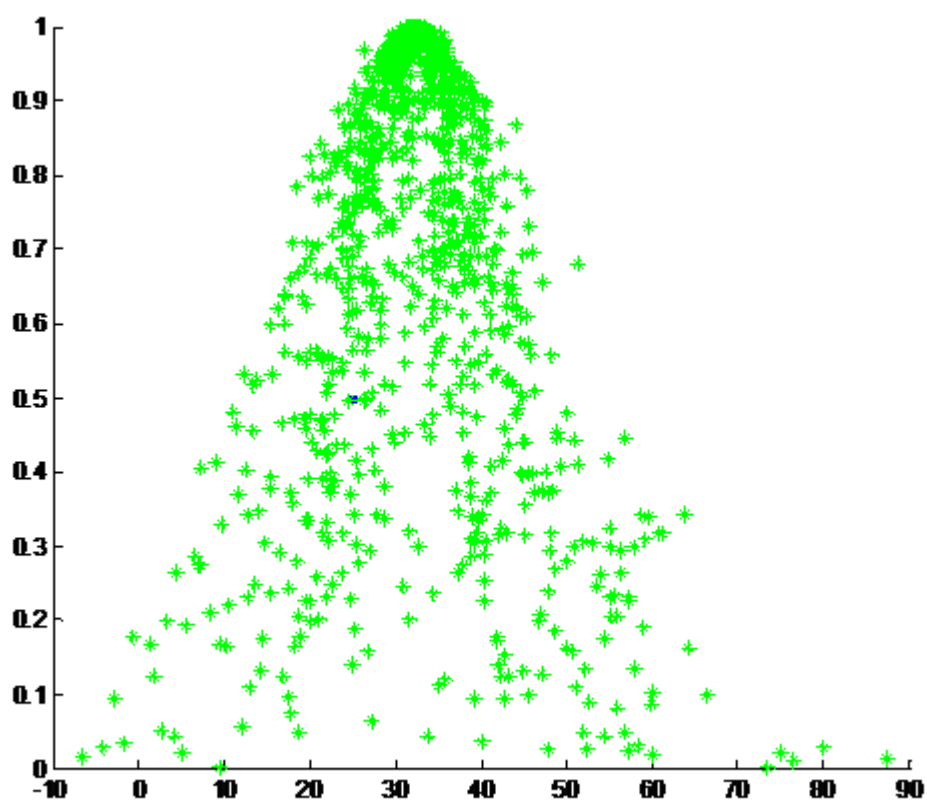


图 5：人脸表情识别结果

表情脸	笑脸隶属度	哭脸隶属度
1	0.724	0.276
2	0.673	0.327

表 2：识别结论

实验系统通过参数识别出的笑脸程度：



图 6：分析示例 (0.783 0.217)

四、思考与讨论

通过本次的实验，我们小组通过研究人脸的一些基本参数，深度理解了云模型中期望，熵与超熵之间的关系。基于数据场和云模型的人脸表情识别的方法不是将一种未定义的表情进行分类和定义，而是用定义表情因素的含量来描述待识别表情。这种新的方法给人心理状态的挖掘提供了新的思路，具有一定的实用价值。不过，这种方法的稳定性受环境和人脸角度影响，有待进一步改进与增强。人脸表情十分复杂，表情状态也比较多，从人脸表情中分析和挖掘更多表情成分也是重要的研究方向。小组同学认真参与了本次实验，并从中收获了很多的乐趣与思考，对今后的学习生活有很大的帮助。

五、附录：（代码）

1. 灰度转换

```
Y=imread('D:\MATLAB7\work\1_8.bmp');  
X=rgb2gray(Y);  
imshow(J)
```

2. 伤心云图

```
clc  
clear all  
[X,map]=imread('5','tiff');  
J=imadjust(X,[0 0.2],[0 0.9]);  
% imshow(J)  
k=1;  
for i=1:256  
    for j=1:256  
        if J(i,j)==230  
            J(i,j)=255;  
        else  
            J(i,j)=0;  
            a(k)=i;  
            b(k)=j;  
            k=k+1;  
        end  
    end  
end  
end
```



```

        hold on
% %
% % m=399;
% % X1=a;
% % Y1=b/320;
q=1;
%for i=8320:2:9386
for i=8900:2:9930
    %for i=1:2:10000
    if b(i)>100&&b(i)<160
        % plot(a(i),b(i),'.')
        x(q)=a(i)-170;
        y(q)=b(i)/160;
        q=q+1;
    end
end
x
%for i=180
m=89;
Ex=mean(x)
En1=zeros(1,m);
for i=1:m
    En1(1,i)=abs(x(1,i)-Ex)/sqrt(-2*log(y(1,i)));
end
En=mean(En1);
He=0;
for i=1:m
    He=He+(En1(1,i)-En)^2;
end
En=mean(En1)
He=sqrt(He/(m-1))
% %imshow(J,map)
% %title ('灰度变换后的图像')
% % low=stretchlim(J)
plot(25,0.5,'g*')
for i=1:1000
    Enn=randn(1)*He+En;
    x(i)=randn(1)*Enn+Ex;
    y(i)=exp(-(x(i)-Ex)^2/(2*Enn^2));
    plot(x(i),y(i),'b.')
end

```

3. 开心云图

```

clc
clear all
[X,map]=imread('4','tiff');
J=imadjust(X,[0 0.2],[0 0.9]);
% imshow(J)
k=1;
for i=1:256
    for j=1:256
        if J(i,j)==230
            J(i,j)=255;
        else
            J(i,j)=0;
            a(k)=i;
            b(k)=j;
            k=k+1;
        end
    end
end

hold on
% %
% % m=399;
% % X1=a;
% % Y1=b/320;
q=1;
for i=8320:2:9386
%for i=8900:2:9930
    %for i=1:2:10000
        if b(i)>100&&b(i)<160
            % plot(a(i),b(i),'.')
            x(q)=a(i)-170;
            y(q)=b(i)/160;
            q=q+1;
        end
    end
end
x
%for i=180
m=169;
Ex=mean(x)
En1=zeros(1,m);
for i=1:m
    En1(1,i)=abs(x(1,i)-Ex)/sqrt(-2*log(y(1,i)));
end

```

```

En=mean(En1);
He=0;
for i=1:m
    He=He+(En1(1,i)-En)^2;
end
En=mean(En1)
He=sqrt(He/(m-1))
% %imshow(J,map)
% %title ('灰度变换后的图像')
% % low=stretchlim(J)
plot(25,0.5,'g*')
for i=1:1000
    Enn=randn(1)*He+En;
    x(i)=randn(1)*Enn+Ex;
    y(i)=exp(-(x(i)-Ex)^2/(2*Enn^2));
    plot(x(i),y(i),'g*')
end

```