

基于机器视觉的人脸情绪判定算法研究

胡宏

摘要

人的面孔是自然界存在的一种特殊而复杂的特征,这正是因为人脸包含着极其丰富且具有唯一特性的信息。首先,可以说人脸具有一定的不变性和独特性,其次,如果把人脸看作是一个二维的图像,那么根据这张图像的特征还能简单判断一个人的性别、情绪、年龄、种族等有关信息。可以说,每个人的面部图像中都存储着大量不同的特征数据。

人脸情绪判定算法(FEJ 算法)是一种基于机器视觉下的判定分类算法,通过对目标人脸面部 68 个特征点和三种人脸面部特征状态分析分类判定,主要用于分类和判定目标人脸所处的情绪状态。本算法结合了经典计算机识别库 OpenCV 和最新的机器学习开源库 Dlib,再通过 python 语言进行整合和使用,经过三个阶段的研究和不断迭代优化更新,最终可以快速有效且准确的从四种简单的人类面部情绪状态——“开心”情绪状态、“生气”情绪状态、“平常”情绪状态、“惊讶”情绪状态中对目标人脸情绪状态进行分类判定。

关键词:

情绪分类判定算法; Dlib; OpenCV; 面部特征点; 面部特征状态

目录

摘要.....	II
第 1 章 绪论	1
1.1 课题研究的背景及意义.....	1
1.2 课题算法研究思想	1
1.4 全文总体架构.....	3
第 2 章 基于面部特征状态条件判定的 FEJ 算法.....	4
2.1 FEJ 算法基本原理	4
2.2 FEJ 算法总述.....	4
2.3 特征状态的条件判定研究.....	7
2.3.1 面部特征点数据处理.....	7
2.3.2 面部特征状态判定条件	10
2.3.3 程序完整流程和本阶段算法结果.....	14
2.4 本章小结.....	16
第 3 章 基于面部特征状态值的 FEJ 算法	17
3.1 FEJ 算法分析和优化目标.....	17
3.2 人脸面部特征状态分析.....	17
3.3 算法分析与公式建立	19
3.4 算法结果分析	22
3.5 算法误区与参数寻优	23
3.6 本章小结.....	24
第 4 章 加入嘴角斜率判定的 FEJ 算法	26
4.1 算法分析和优化目标	26
4.2 “嘴”特征状态分析与公式建立	28
4.3 第三阶段算法结果分析.....	30
4.4 本章小结.....	33
第 5 章 总结与展望.....	34
5.1 总结	34
5.2 展望	34

第1章 绪论

1.1 课题研究的背景及意义

我们都知道，社会是不停发展的，与之共同发展的是信息化的程度。在这个快速发展的信息化程度的条件下，人们在身份鉴定的准确性和实用性上有了更高的要求，为了满足这个要求便诞生了人脸识别技术。当然，在科学技术日益快速发展的今天，人工智能技术的日益完善，而人脸识别技术作为模式识别和人工智能领域的一个重要研究方向其关键性和重要性也不言而喻。然而目前人脸检测技术已经日趋完善，目前的人脸检测和人脸识别模型已经可以解决表情、肤色和衣着的影响，从静态图像和动态视频帧中检测识别人脸^[1]。

但是机器视觉作为人工智能的“眼”，作者认为在人工智能的发展道路上，仅仅是对人脸的检测和识别是不够的。人工智能的一大特点就是计算机具有同人类相似的智能，在此基础上让与人类交互，甚至最终可以做到与人类沟通和交流，这一对人工智能发展的期望在当代影视文学和游戏作品中越发常见，人类将人工智能技术发展到极致之后，将会进入人工智能下一个阶段——人工智能智慧生命体。

情绪对于人类来说是人类之间互相沟通的一个关键点，人类之间的沟通交流在很大程度上会基于对情绪的判断进行，即在沟通交流时根据对方不同的情绪状态采取不同的交流方式与交流内容。当然以上人类的操作都要归功于人类的大脑，人类可以毫不费力的识别出目标人脸与其面部表情，但是对于计算机来说，识别分辨目标人脸的情绪状态仍然是一个高难度的课题。

因此，基于以上背景和作者自身发展人工智能的志愿，本文将详细讲述作者基于机器视觉进行人脸情绪判定算法的研究过程。

1.2 课题算法研究思想

机器视觉作为人工智能的“眼”，其意义和重要性不言而喻。而人脸识别对于机器视觉来说，则是人工智能体与人类沟通交流重要的纽带之一。作者认为，情绪的判定对于人工智能体在人工智能发展的道路上必定是一块举足轻重的基石，这项技术将会打开人工智能体发展的大门，在一定的程度上能让人工智能体更加的智能化。而如果在人脸识别中做到有效的

情绪判定将会增强人工智能体与人类交流的可交互性，并且会让人类在和人工智能体交互的同时获得更多的亲切感，让人类与人工智能体交互的同时所感受到与之交流的不是一个“冷冰冰”的电子机器。

人脸情绪判定算法（以下简称 FEJ 算法）是一种基于人脸特征点相对位置的简单算法，主要用于判定人脸所表现出来情绪。当然我们知道，就算对于人类自身来说，深层次的情绪同样也是很难判断的，因为一个人的情绪不仅仅从面部特征来表示，我们人类在进行判断的时候往往会结合对方的肢体动作，说话的语言，结合实际的情况和以往的相处经验才大致能够得出判断，甚至有时候因为各种原因还无法保证正确率。那么为了让计算机学会与人类正常交流的第一步——判断情绪，我们必须让计算机学会判定人类情绪，因此该算法将会从人类简单的基本情绪入手，从人类表征情绪开始分析，通过人脸情绪判定算法最后得出较为准确的判定。

FEJ 算法通过摄像头对人脸面部信息识别，提取出人脸特征信息，利用人类自身拥有的、并且能够唯一标示其身份的生理特征信息进行身份的验证和识别。通过特征的记录教会计算机记住人的特征特点，相当于记入大脑；通过实时检测获取的特征信息并与录入对比完成人身份的辨别，相当于学会认人。而在学会认人之后，为了能赋予计算机初级智能，我将设计并优化算法，结合特征点的数据信息，教会计算机分辨人类的喜怒哀乐，为人工智能智慧生命体与人类沟通打下基础。

作者在这里要郑重声明一点，作者认为人类情绪是一个极其复杂的抽象事物，连人类自己都无法百分之百确定目标的情绪状态，更有甚者连自己都无法准确判断自己处于什么样的情绪状态。对于人类来说，情绪的特征辨认是简单的，但是情绪的判断是复杂的——人类在社会生存的过程中逐渐学会了隐藏自己的情绪，即内心所处的情绪状态并不会在面部表现出来，或者说是面部特征所表现出来的情绪和内心真正的情绪状态完全不相同。因此，由于人类情绪的复杂抽象性，该人脸情绪判定算法仅会从人类表现出来的面部特征进行判定，如果目标真实心理活动和面部表现情绪状态出现偏差，则算法无法判断人类真实的心里活动。

总结现如今人工智能技术的发展，再结合所掌握相关知识技术，作者认为人脸识别的最大发展前景即是作为人工智能智慧生命体的研究和诞生一大重要的技术支持和科学助力，而计算机视觉将会作为人工智能智慧生命体的‘眼’，获取外界数据，作为与外界交互的最重要的基础。

1.4 全文总体架构

本文共分成六个部分，分别如下：

在第一章中描述了处于当代社会的下的人脸识别技术和机器视觉技术的重要性与存在意义，阐述了作者对人脸识别技术和机器视觉技术的个人理解和基于机器视觉下的人脸情绪判定算法研究的主要思想并最后对国内外人脸识别技术和机器视觉技术的归纳和总结

在第二章中详细介绍了基于特征状态的条件判定下的人脸情绪判定算法的第一阶段。主要介绍 FEJ 算法的基本原理与作者对于 FEJ 算法基本思想，同时详细介绍了基于特征状态的条件判定下 FEJ 算法建立的步骤，面部特征点数据的处理和判定条件的选取。最后，分析了第一阶段人脸情绪判定算法的结果并对结果进行思考，总结本阶段算法的优劣性与正确性，研究算法的优化方向。

在第三章中详细介绍了基于面部特征状态值得第二阶段下的 FEJ 算法。作者详细介绍了第二阶段算法思路得由来以及算法优化的具体步骤。详细介绍了人脸面部特征状态，并对其进行分析；之后详细介绍了第二阶段的 FEJ 算法的主要思想和算法公式的建立。最终对第二阶段的 FEJ 算法的结果进行分析，此时发现第二阶段优化过程中陷入误区，之后并开始解决错误更改优化步骤，最终得出第二阶段 FEJ 算法的结果并对其进行分析和优化方向的研究。

在第四章中详细介绍了在第二阶段 FEJ 算法的基础下加入了嘴角斜率判定的 FEJ 算法（第三阶段）。同样作者先对详细阐述了算法主要思想和本阶段优化的目标，接下来便对“嘴”的特征状态进行分析，随后便进行面部特征点的选择和算法公式的建立。最终，完成了 FEJ 算法，确定了最终的 FEJ 算法公式，使 FEJ 算法可以对目标人脸从数值上有效区分四种情绪状态。

在第五章中作者对 FEJ 算法进行了总结，总结算法的优劣性以及研究过程中的发现，并且探究 FEJ 算法之后的优化方向和研究方向，探究 FEJ 算法进步的可行性以及更深层次的意义。

第 2 章 基于面部特征状态条件判定的 FEJ 算法

2.1 FEJ 算法基本原理

从机器视觉的角度来看，对于计算机来说，计算机从摄像头获取的图像在计算机“看”来只是一些无差别的具有数值的像素点，每一个像素点在图像的二维平面内都有一个值。人脸情绪判定算法的首要任务就是让计算机区分人脸，其次是通过人脸面部特征点的数据提取之后的相应计算来达到判断目标人脸的情绪。因此人脸情绪判定算法重要的基础就是 OpenCV 库和 Dlib 库，OpenCV 是一个开源的计算机视觉库，它提供了很多函数，这些函数高效地实现了计算机视觉算法；而使用 Dlib 库中训练好的人脸识别模型可以有效且准确的对于人脸特殊位置 68 个点的特征值的提取。而人脸情绪判定算法将基于这 68 个特征点的数值来进行计算，而后计算结果进行分类，最后让计算机进行判定。

作者认为，对于算法研究应当遵从“奥卡姆剃刀原则”，即应当先采用更为简单的公式或者理论，在之后的实际训练过程中牢记强化学习的思想，通过获得的反馈不断优化，从而不断完善算法。因此，作者将从最简单的阶段开始，介绍人脸情绪判定算法，并在文中加入作者的心得体会和思想总结。

2.2 FEJ 算法总述

作者认为，对于人工智能来说，其发展和优化过程可以类比人类成长的过程，如果我们在研究过程中以这个想法切入，那么我们的思路将会豁然开朗。所以对于计算机来说，机器视觉和数字图像处理的诞生已经为人工智能体的“眼”创造了良好的先觉条件（全文我们都不去从优化图像、去噪声等图像优化方向考虑，假定为计算机获取的图像均为清晰易识别的图像）。那么这个时候，我们可以回想一下人类（我们自己）是如何分辨眼睛获取到的图像信息：作者认为，人类在刚出生的时候（在计算机还未开始进行训练时也相当于这个阶段）通过眼睛获取到的图像信息同计算机通过摄像头所获取到的图片信息并无差距——都是二维图像，都无法区分图像中的物体，甚至计算机在数字图像处理的过程中可以将所接受到的图像信息数字化。我们可以认为，数字化之后的图像信息将作为计算机视觉和人类视觉的相比较下的一大优势，同时也是一个重要的突破口。而人脸情绪判定算法将遵循该思想方向进行研究，算法第一阶段将以条件判段为主。

首先，我们必须了解，在结合 OpenCV 和 Dlib 训练模型之后计算机所“看到”的图像是怎样的（作者对生成图像进行少许标注）。

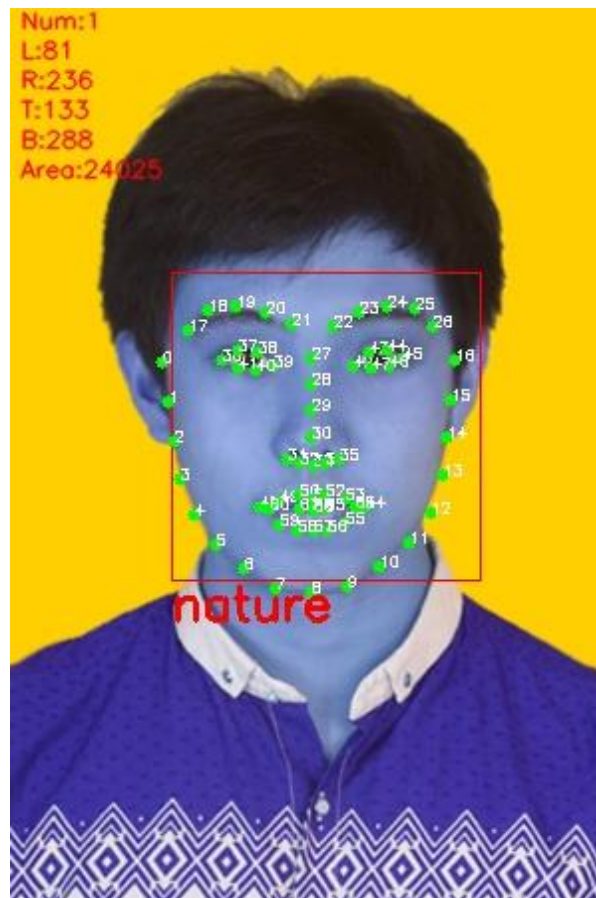


图 3 计算机视角图片信息

由于 OpenCV 读取图片后的存储格式为“BGR”格式而非一般图片的“RGB”格式，所以图片颜色和正常图片颜色存在误差（但是这并不妨碍对特征点的数据提取）。我们可以直观的看出由于使用 Dlib 模型，图像的人脸位置已经被红色方框标记，同时在人脸的五大特征处——眉毛，眼睛，鼻子，嘴巴，脸（轮廓）总共标记并提取出了 68 个特征点的数据（0~67），而每个点都含有唯一的二维坐标，我们定义为 $C_i = (X_i, Y_i)$ 其中 i 为 68 个点（0~67）的序号，而人脸情绪算法将会从 68 个点中根据算法原理取用有用点进行运算。为了更加直白的解释说明，我们接着来看作者根据实际效果自己绘制的仿真图 2-计算机视角 68 点图。

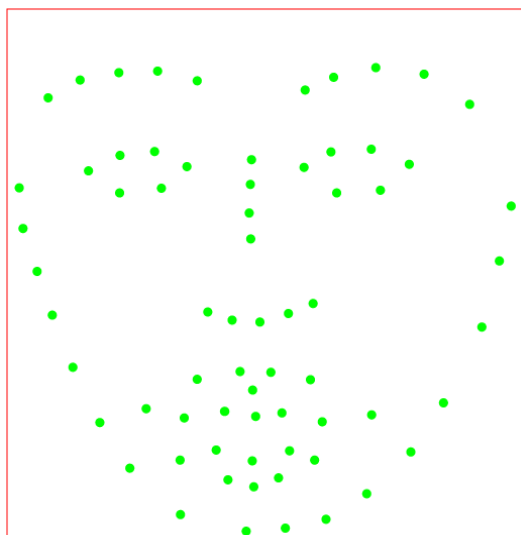


图 4 计算机视角 68 点图

通过图 2 我们可以大致的看出来一个人脸的形状，包括其中的五官和轮廓。当然在计算机的眼里他们都是外观相同点，只是每个点所具有的横纵坐标的值不相同。作者认为，人类从出生开始便在不断的学习认识世界，由于积累的经验 and 知识才能让我们现在就算看到毫无标注的图 2 也能猜到这是一张人脸图，而计算机并不具有这个经验和知识，因此如果想让计算机成为人工智能体，我们要类比人类从出生开始学习知识到现在这个过程，让计算机同样经历这个过程。当然，计算机自我学习更新是后面的阶段了，我们暂不考虑。

那么，为了方便我们理解和之后的对面部有用特征点选取和研究，我们将 68 点图进行人为的连线（也可以通过程序让计算机获取连线信息，但是作者认为这么做意义和效果不大，故人脸情绪算法还是从数据出发）。

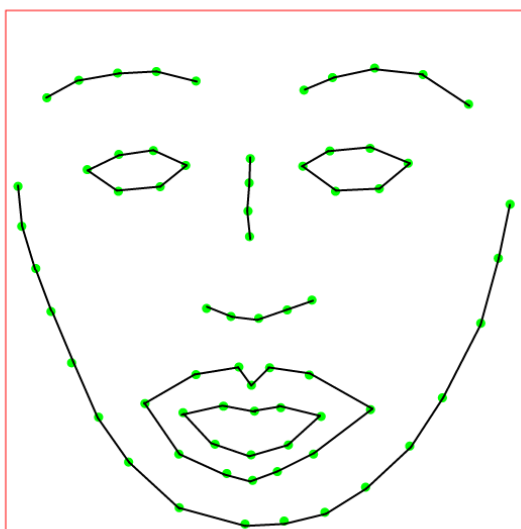


图 5 连线后的 68 点图

从上图 3 我们很容易看出，在将通过 Dlib 标记的 68 个人脸面部特征点按照人脸的特征连线后，人脸五官的轮廓及特征一目了然。这个时候，我们回想一下基于多年来我们人类对于人类的认知，我们自己对于人类情感是一个怎么样的定义，简单来说，眼睛长大嘴巴张大可以表示“惊讶”；眼睛正常，嘴角咧开上扬可以表示“开心”；眼睛微闭皱着眉，紧闭嘴巴嘴角向下可以表示“生气”；眼睛正常，嘴巴闭合，嘴角水平可以表示“平常”（处于面无表情状态）。当然，人类情绪仅从大方向来进行区分就可以分为“喜，怒，哀，乐”四大类，而作者认为人类情绪“哀”的特征表现多出现于非面部特征表现如：眼红，流泪，眼神等其他同样无法仅从面部五官位置特征表现来进行分析和判断。因此，该算法将会基于人类情绪的“开心”，“惊讶”，“生气”，“平常”四种情绪状态来对目标进行情绪判定。该人脸情绪判定算法根据其复杂程度和准确程度分为三个阶段，各阶段复杂性和准确性递增，那么我们接下来开始对人脸情绪判定算法（FEJ 算法）做详细的说明。

2.3 特征状态的条件判定研究

2.3.1 面部特征点数据处理

上文我们介绍了人脸情绪算法的基础是 Dlib 对人脸特征位置的信息数据提取，那么在对人脸特征位置信息提取之后对数据如何有效处理，从数据上正确表示人脸情绪状态就成了算法的首要问题。

作者认为，在研究问题的时候应当由简入深，先从最基本的情况入手。因此，我们可以仔细回想一下基于人脸的面部特征人类自己对于人类的情感状态判定是怎么样。我们很容易就得出结论：人类从人脸面部特征方面来判断目标情绪状态的时候通常会以眼睛开合程度，嘴巴开合程度，嘴角上扬程度，是否皱眉头，这四个特征位置的情况通过组合来判定目标基本的情绪状态。我们通过多年来获得的经验不难得出：眼睛开合程度变大时嘴巴同时张大可能表示处于“惊讶”状态；眼睛正常大，小嘴巴咧开嘴角上扬可能表示处于“开心”状态；眼睛正常大小，嘴巴闭合时可能表示处于“平常”状态；眼睛开合程度变小时皱着眉头，嘴巴紧闭，嘴角下向下可能表示处于“生气”状态。当我们确定好所要判断的情绪及其判定条件后，我们对 Dlib 检测到的 68 个面部特征点进行标记，方便之后算法选择和进行计算。

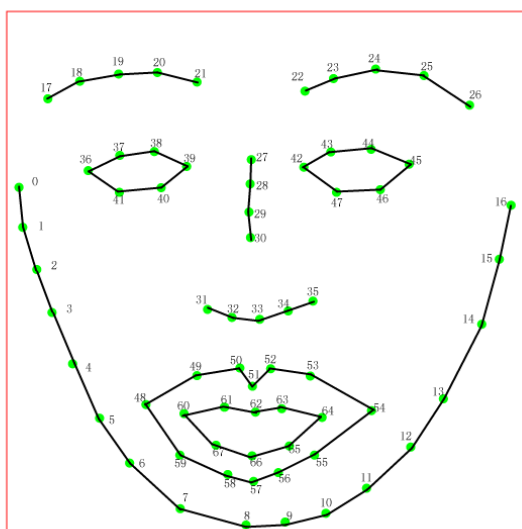


图 6 对 68 点图进行标注

我们对 Dlib 检测到的 68 点图进行标注之后，就达成了对面部特征点计算的基本条件。这个时候我们可以回顾上述算法对人脸情绪状态的判定条件，这些判定条件包含了眼睛开合程度、嘴巴开合程度和皱眉程度。这个时候我们需要对面部特征点的数据进行数学运算来表示出上述三个判断条件，从数据的大小来表示程度，从而进行组合条件判断，最终得出目标所处的情绪状态。

首先，我们在对面部特征点的数据进行数学运算的时候需要明白这 68 个点的数据结构。

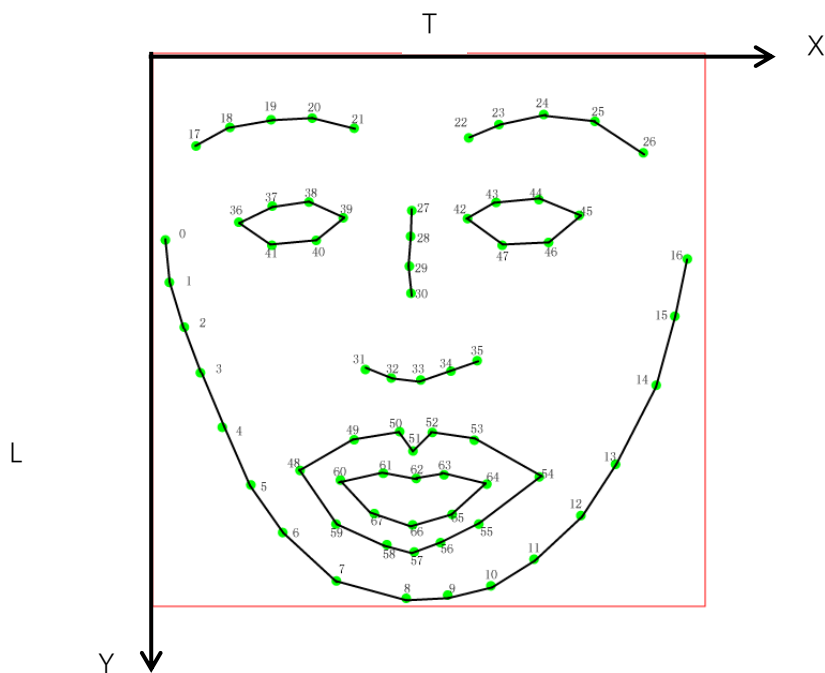


图 7 68 点图坐标平面

在文章前面我们介绍过，对于计算机来说，计算机是按每一帧来获取的图像信息，而每一帧所获取的图像信息是一个二维的数字矩阵，矩阵中的每一个元素都具有两个数值，可以分别理解为该像素点在图片中的横坐标和纵坐标。因此，当通过 Dlib 识别出人脸并检测出 68 个特征点之后，每个特征点同样的具有一个二维数值，这个时候，我们可以将需要检测的目标图片认为是一个二维的特征点坐标平面，每一个特征点都作为特征点坐标平面内的一个坐标，具有唯一的横纵坐标值。为了方便我们之后的计算，设 $C_i = (X_i, Y_i)$ (i 表示 68 个点的序号 $I \in [0, 67]$, $i = Z$)。

其次，在对面部特征点的数据进行运算之前，我们需要选择有用的特征点作为算法运算输入的数据。根据算法目标判定的情绪特征对人脸情绪状态的判定条件，我们发现可以备选的面部特征有用点的范围是 $C_{17} \sim C_{26}$, $C_{36} \sim C_{45}$, $C_{48} \sim C_{67}$ 。因此，我们通过选取 C_{41} , C_{37} , C_{40} , C_{38} , C_{43} , C_{47} , C_{46} , C_{44} 八个特征点进行运算来表示眼睛开合程度；选取 $C_{17} \sim C_{21}$ 五个特征点并对其进行拟合直线，通过拟合后直线的斜率来表示皱眉程度；选取 C_{54} , C_{48} , C_{66} , C_{62} 四个特征点进行运算来表示嘴巴的张开程度和嘴巴的裂开程度。在进行运算的过程中，作者注意到一个问题，因为每个目标图像被识别出来的人脸大小是不相同的，所以在相同坐标选择的运算中，会出现很大的误差。为了减小或消除这个误差，我们需要对算法运算的数据结果进行标准化，即在面部特征点数据的运算过程中除以所对应的横/纵坐标范围（在 Dlib 对目标图像进行人脸识别的时候会对人脸标记出一个四边形的方框，方框的边就作为面部特征点数据的横/纵坐标范围），将特征点之间的绝对坐标差值转换成相对坐标差值，从而在统一标准下进行对比判定，则设脸宽 = T ，脸长 = L 。因此，我们分别设以下公式来表示人脸面部特征状态：

$$\text{嘴巴的开合程度: Mouth}_{\text{height}} = \frac{C(Y_{66}) - C(Y_{62})}{L} \quad (2-1)$$

$$\begin{aligned} \text{眼睛的开合程度: Eye}_{\text{sum}} = & (C(Y_{41}) - C(Y_{37})) + (C(Y_{40}) - C(Y_{38})) + \\ & (C(Y_{47}) - C(Y_{43})) + (C(Y_{46}) - C(Y_{44})) \end{aligned} \quad (2-2)$$

$$\text{Eye}_{\text{height}} = \left(\frac{\text{Eye}_{\text{sum}}}{4} \right) * \left(\frac{1}{L} \right) \quad (2-3)$$

$$\text{眉毛的斜率: Brow}_x = C(X_{17}) + C(X_{18}) + C(X_{19}) + C(X_{20}) + C(X_{21}) \quad (2-4)$$

$$\text{Brow}_y = C(Y_{17}) + C(Y_{18}) + C(Y_{19}) + C(Y_{20}) + C(Y_{21}) \quad (2-5)$$

$$\text{Brow}_{\text{line}} = \text{np.polyfit}(\text{Brow}_x, \text{Brow}_y, 1) \quad (2-6)$$

$$\text{Brow}_k = -1 * \text{Brow}_{\text{line}}[0] \quad (2-7)$$

在上述的公式中，对嘴巴的开合程度和眼睛的开合程度均运用的是简单的数学运算，需要提一点的是，眼睛开合程度（3-2）为了保证对于不同的检测目标图像时能尽可能的减少因为人脸特征的特殊性而引起的误差（大小眼，表情特异性等），作者选择了选取 41, 37, 40, 38, 47, 43, 46, 44 八个可以表示眼睛开合程度的点，分别进行相减得出开合距离并相加之后再取平均值。而对于计算眉毛的斜率（3-6），由于在斜率的处理过程中相当于对数组 $[C_{17}, C_{18}, C_{19}, C_{20}, C_{21}]$ 所拟合近似的直线求斜率，所以不需要标准化（除以 L 或 T）。在对数组 $[C_{17}, C_{18}, C_{19}, C_{20}, C_{21}]$ 求拟合直线的斜率时，作者选取使用 numpy（python 开源数值计算拓展）中的 polyfit 函数进行处理，polyfit 函数求一次拟合直线时输出的数据是一个数组，其中 $Brow_{line}[0]$ 表示的是直线的斜率， $Brow_{line}[1]$ 表示的是直线的常量。因为对于特征点平面坐标和通常使用的平面直角坐标系在 Y 轴的数值上是相反的。

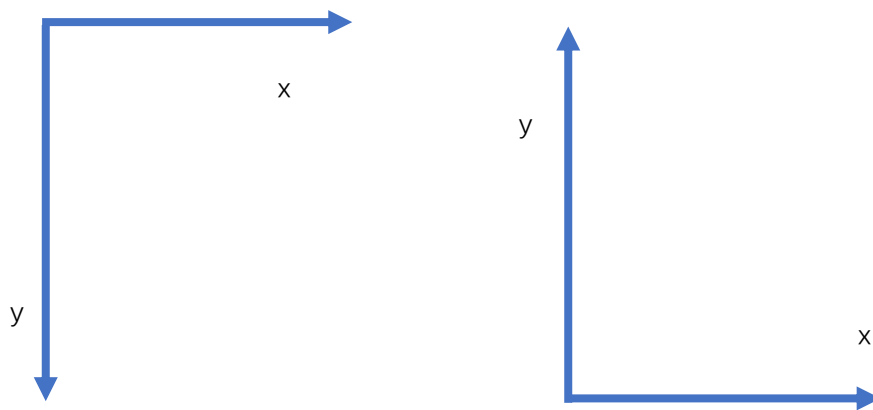


图 8 特征点坐标平面（左），普通直角坐标平面（右）

由上图对比可以知道，对眉毛的五个特征点 $[C_{17}, C_{18}, C_{19}, C_{20}, C_{21}]$ 进行拟合直线的运算后得出的直线斜率和实际眉毛的倾斜方向是相反的。因此，通过 polyfit 函数计算出的拟合直线斜率 $Brow_{line}[0]$ 需要取其相反数，最终，眉毛的斜率为 $Brow_k = -1 * Brow_{line}[0]$ 。

通过以上的公式对人脸特征点的数据进行运算处理后得出了三个情绪状态判定的值：眼睛开合程度 Eye_{sum} ，嘴巴开合程度 $Mouth_{height}$ 和眉毛斜率 $Brow_k$ 。这个时候我们已经获得了人脸情绪状态所需要的相关的面部特征点数据，接下来就需要制定对于人脸情绪状态算法的面部特征状态判定条件。

2.3.2 面部特征状态判定条件

在获取到人脸情绪状态所需要的相关特征点的数据后，我们需要对这三个数据进行相

应的组合判定来判定出目标人脸处于的情绪状态。

首先，根据之前所述的算法判定的目标，我们需要判定出的情绪类型共有：“惊讶”，“开心”，“平常”，“生气”。对于“惊讶”的情绪状态来说，相关的状态判定条件有眼睛开合程度和嘴巴开合程度；对于“开心”的情绪状态来说，相关的判定条件有眼睛开合程度和嘴巴开合程度；对于“平常”的情绪状态来说，相关的判定条件有眼睛开合程度、嘴巴开合程度和眉毛斜率；对于“生气”的情绪状态来说，相关的判定条件有眉毛斜率和嘴巴开合程度。其次，从数值分类判定的角度出发，我们需要分别确定一个数值作为情绪状态之间的分割线，设定判定区间，对算法计算出来的数据结合情绪状态所需要的条件进行分类，经过筛选分类，最终得出判定结果。在设定判定区间前，我们需要先得出算法计算出的相应数据的分布情况，再确定判定区间的边界值。因此，我们输入训练用的目标图像进行算法计算，并分别输出所需要的三个面部特征数值结果【 $Mouth_{height}$ ， Eye_{height} ， $Brow_k$ 】，并做出折线图，部分折线图结果如下：

嘴巴开合程度的测试结果如下图 9 结果所示：

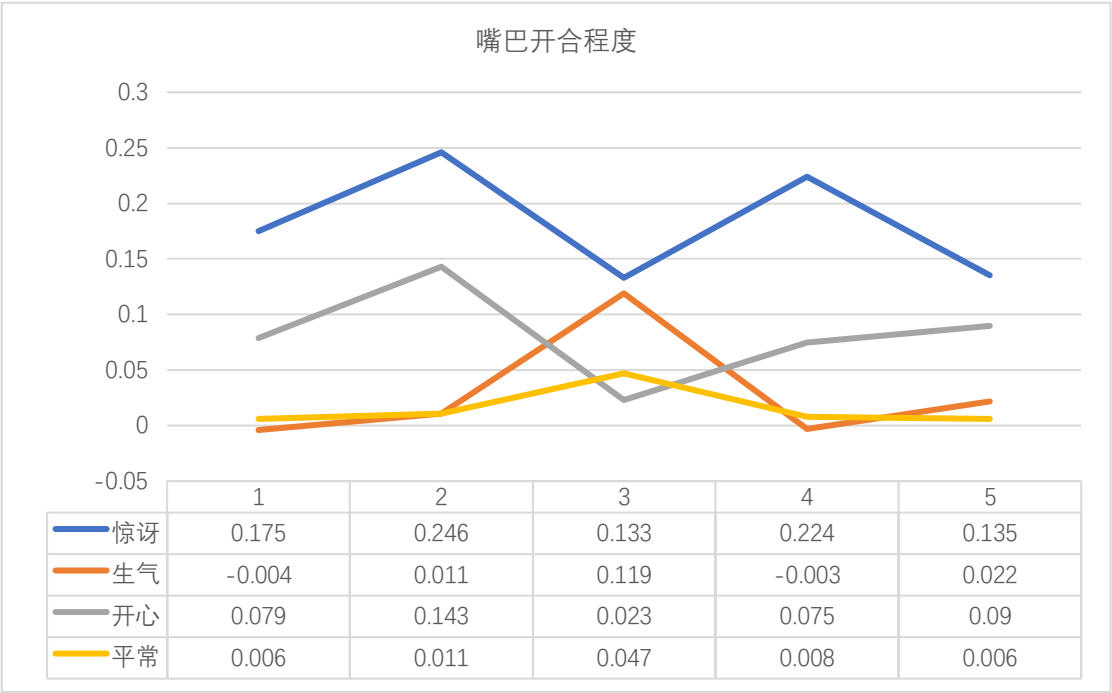


图 9 $Mouth_{height}$ 折线图

眼睛开合程度的测试结果如下图 10 结果所示：

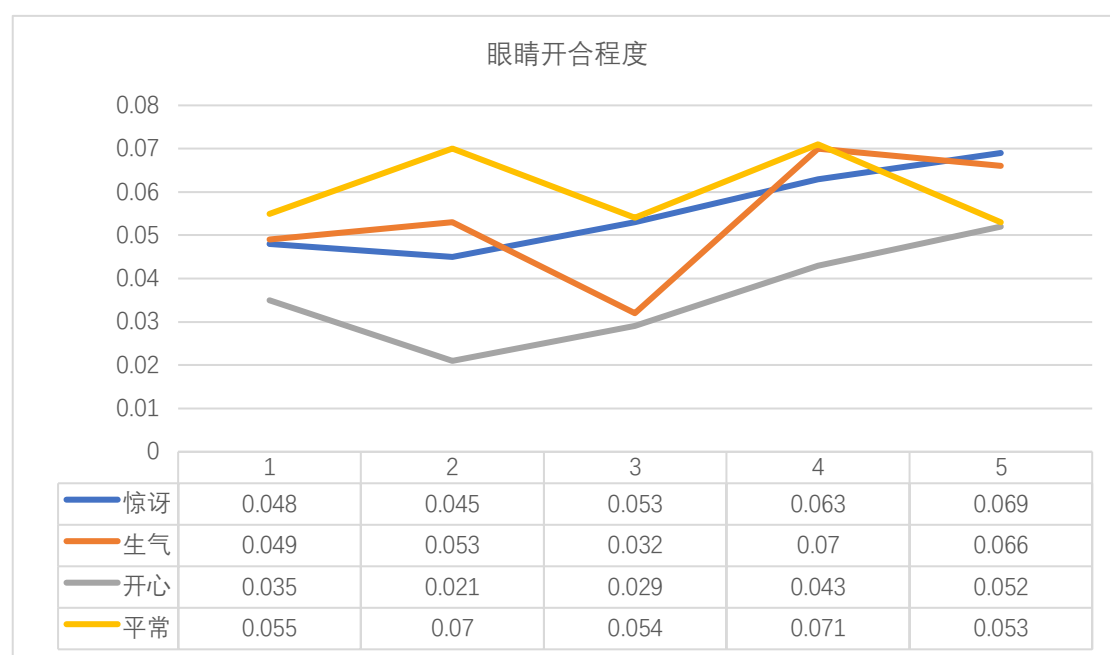


图 10 Eye_{height}折线图

眉毛斜率程度的测试结果如下图 11 结果所示：

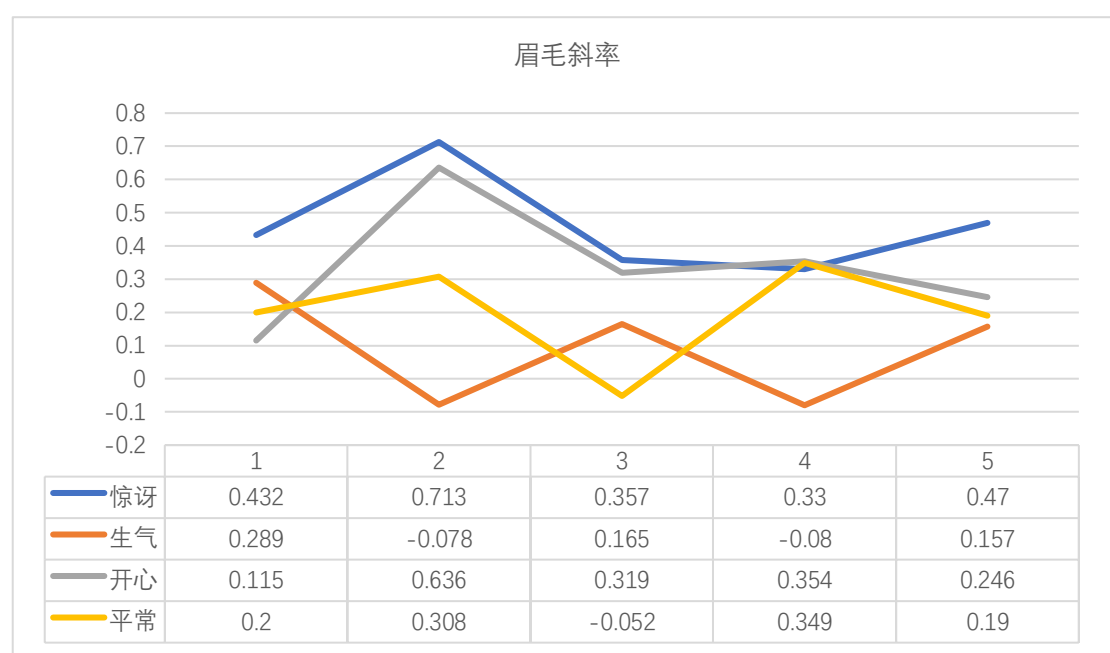


图 11 Brow_k折线图

由上图结果来看，我们发现算法对于目标图像特征值的区分并不大，与预期的区分结果相比存在着很多误差点，并不是和理论分析的设想一样处于每种情绪状态下的目标特征值会分布在不同的区间内。但从折线的分布来看，区间分布的大致位置和预期相符。作者认为，该算法的研究方向是正确的，只是算法所涉及的人脸特征点的选取和处理存在问

题，所以预估计最终实验效果并不会理想，但为了找寻优化和解决方法，作者决定在实验中进行实验，将该阶段继续下去。因此，接下来我们根据特征值的折线图分布情况设定判定区间，之后再设定和需要判定的情绪状态对应的判定条件。

根据折线图分布情况，我们设定 $\text{Mouth}_{\text{height}} = 0.03$ ， $\text{Eye}_{\text{height}} = 0.056$ $\text{Brow}_k = 0.2$ ，作为三个面部特征数值结果的区间分界线，因为目前第一阶段的研究仅从“性质”来判断人脸情绪状态，即判断目标图像处于哪种情绪状态，而不是处于什么情绪程度，所以作者认为，仅仅判断是否是该状态一条分界线足够。当判定区间的分界线确定之后，最后一步就是通过合理的组合，使用面部特征值来确定人脸情绪状态所对应的状态判定条件。

那么对于“开心”，“惊讶”，“平常”，“生气”四种情绪状态，如何来对应的设定状态判定条件呢？作者认为，根据之前所述，如果我们将计算机系统的优化过程类比人类的学习过程，那么我们需要回想一下我们自己对于人类情绪状态判定的一个过程。我们可以这么认为，对于我们的四种判定目标，仅从人脸面部特征的情况来看，我们通常会首先观察目标人脸在张嘴的状态下可能会处于“开心”情绪状态或者“惊讶”的情绪状态；那么与之对应的，目标人脸没有处于张嘴的状态下则有可能处于“平常”情绪状态或者“生气”情绪状态。而第一层判断条件就由 $\text{Mouth}_{\text{height}} = 0.03$ 作为判断状态区间分界线：当 $\text{Mouth}_{\text{height}} \geq 0.03$ 时，我们定义目标人脸处于“张嘴”状态；则当 $\text{Mouth}_{\text{height}} < 0.03$ 时我们定义目标人脸处于“未张嘴”状态。那么在“张嘴”/“未张嘴”这第一层判定条件下，我们可以对目标人脸面部特征再次进行判断，分别判断区分“开心”情绪状态，“惊讶”情绪状态和“平常”情绪状态，“生气”情绪状态。

当目标人脸处于“张嘴”状态时，我们可以进一步通过眼睛的开合大小来判断目标人脸处于“开心”情绪状态还是处于“惊讶”情绪状态。那么根据我们对人类情绪的理解，通常来说，在“开心”情绪状态和“惊讶”情绪状态之中，眼睛开合程度更大的是“惊讶”情绪状态。因此，我们通过将 $\text{Eye}_{\text{height}} = 0.056$ 作为第二层判定条件，当目标人脸特征值满足第一层判定条件，即属于 $\text{Mouth}_{\text{height}} \geq 0.03$ 时， $\text{Eye}_{\text{height}} \geq 0.056$ 时，我们对该目标人脸情绪状态定义处于“惊讶”情绪状态；而当目标人脸特征值满足第一层判定条件，即属于 $\text{Mouth}_{\text{height}} \geq 0.03$ 时， $\text{Eye}_{\text{height}} < 0.056$ 时，我们则对该目标人脸情绪状态定义处于“开心”情绪状态。

而如果当目标人脸处于“未张嘴”状态时，我们可以进一步通过眉毛的斜率大小来判断目标人脸处于“生气”情绪状态还是处于“平常”情绪状态（请注意，算法是通过拟合

直线计算的人脸左眼的眉毛斜率)。那么同样根据我们对人类情绪的理解, 通常来说, 在“生气”情绪状态和“平常”情绪状态之中, 眉毛斜率程度更大的是“平常”情绪状态。因此, 我们通过将 $Brow_k = 0.2$ 同样作为第二层判定条件, 当目标人脸特征值满足第一层判定条件, 即属于 $Mouth_{height} < 0.03$ 时, $Brow_k \geq 0.2$ 时, 我们对该目标人脸情绪状态定义处于“平常”情绪状态; 而当目标人脸特征值满足第一层判定条件, 即属于 $Mouth_{height} < 0.03$ 时, $Brow_k < 0.2$ 时, 我们则对该目标人脸情绪状态定义处于“生气”情绪状态。

2.3.3 程序完整流程和本阶段算法结果

此时, 我们已经完成了对 4 种目标判定情绪分别设定了判定条件, 这样的话我们人脸情绪判定算法第一阶段算是完成了, 那么如果写入程序, 我们便可以通过程序调用计算机的摄像头对人脸进行实时情绪状态判定, 程序运行结果和算法完整的流程图如下:

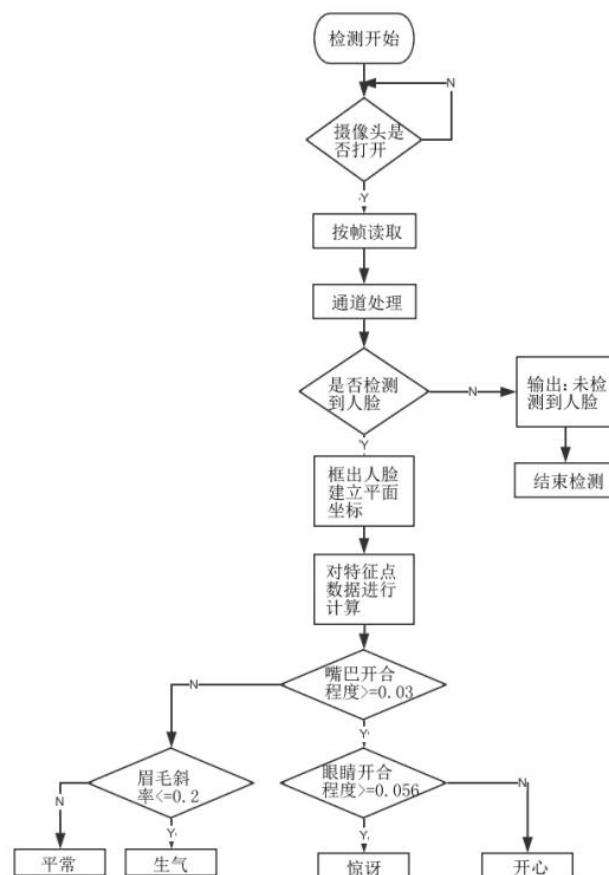


图 12 算法完整流程图

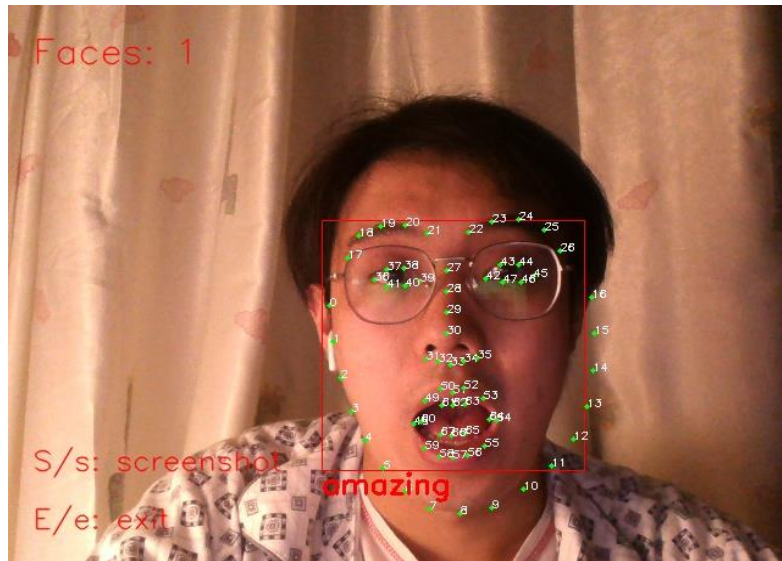


图 13 程序运行结果

从程序运行的结果来看，整个算法对动态的人脸情绪判断效果良好，在刻意模仿“生气”、“平常”、“开心”、“惊讶”四种情绪时，程序都能判断出相应情绪状态。根据我们之前在研究的过程中发现，其实算法目前对于情绪状态的判定情况在理论上是不好的，因为不论从面部特征点的选取，运算还有情绪状态区间的分界都存在的“经验性质”，因此为了认证算法效果，作者在人类主观的判断下对四种情绪状态分别各选取了 5 张静态人脸图片对算法进行测试（算法目标在于趋近于人类对于情绪判定的效果），并分别将图片的各项有关数据、人为认定的情绪状态和算法判定的情绪状态进行记录并输入到 excel：

文件名	人脸面积	咧嘴程度	嘴开合程度	眉毛斜率	眼开合程度	判断情绪
amazing	307470	0.323	0.175	0.432	0.048	happy
amazing_2	103041	0.349	0.246	0.713	0.045	happy
amazing_3	5625	0.253	0.133	0.357	0.053	happy
amazing_4	11449	0.336	0.224	0.33	0.063	
amazing_5	24025	0.271	0.135	0.47	0.069	
angry	71556	0.375	-0.004	0.289	0.049	angry
angry_2	34225	0.395	0.011	-0.078	0.053	angry
angry_3	34410	0.333	0.119	0.165	0.032	happy
angry_4	103041	0.368	-0.003	-0.08	0.07	angry
angry_5	34596	0.247	0.022	0.157	0.066	angry
happy_1	342435	0.364	0.079	0.115	0.035	happy
happy_2	49729	0.377	0.143	0.636	0.021	happy
happy_3	16641	0.465	0.023	0.319	0.029	nature
happy_4	34596	0.441	0.075	0.354	0.043	happy
happy_5	49729	0.525	0.09	0.246	0.052	happy
nature	24025	0.342	0.006	0.2	0.055	angry
nature_2	34225	0.389	0.011	0.308	0.07	nature
nature_3	11449	0.318	0.047	-0.052	0.054	happy
nature_4	148225	0.358	0.008	0.349	0.071	nature
nature_5	114597	0.377	0.006	0.19	0.053	angry

图 14 第一阶段算法测试结果

2.4 本章小结

通过表格数据我们很容易看出，红色标记的判断情绪结果均是错误的判定结果，因此，整个算法的判断结果效果并不好，准确率低，甚至出现两张图片没由被判定出情绪状态（黄色标记）。由此可以得出结论，虽然该阶段算法存在很大问题，对静态图片的人脸情绪检测结果误差偏大；但对于动态人脸情绪的检测效果良好，可以基本判断出动态人脸所处于的情绪状态。因此，可以被肯定的是该算法的研究方向正确，但是作者认为造成以上不准确结果的原因可能有以下几个：1）该算法对于目标人脸的特征点选取数量过少，无法通过面部特征点充分的表现出目标人脸所处情绪状态的特征情况。2）该算法对于目标人脸的特征点的计算较为简单。3）算法对于目标特征点的一系列计算，分类和判断均以“经验主义”为主，条件设置较为主观，缺乏普遍性。4）所选取的测试样本不够具有普遍性，含有的个性化特点较多。

经过对算法结果的分析我们不难发现，由于目前该阶段的人脸情绪判定算法过于简单，判定目标人脸所处情绪状态的条件太少，导致算法无法区分复杂的人脸图像样本集，还无法准确的判断出目标人脸所处情绪状态。但是由于算法的基础理论和研究方向是具有可行性的，因此作者在基于人脸情绪判定算法第一阶段的研究思想、算法思想和算法公式的条件下，决定对该算法进行优化，进入人脸情绪判定算法的第二阶段研究。

第3章 基于面部特征状态值的 FEJ 算法

3.1 FEJ 算法分析和优化目标

通过对人脸情绪判定算法第一阶段的研究，我们已经为计算机识别判定人脸情绪状态有了一个大体的了解和研究的方向。经过第一阶段的算法研究我们可以发现，对于计算机识别判定人脸情绪状态，“类比人类学习辨认和判定人脸情绪状态”这个思想是行的通的，也就是说我们完全可以把计算机当作没有任何经验但是具有学习能力的“生命体”，用人类辨认和判定人类情绪状态的方法去教导计算机。

然而我们需要认清的现实是，人类在对于情绪的辨认和判断上充满着自己的主观因素和不确定的抽象情况，而这些是我们无法通过数据来表示的，因此这些内容是计算机无法通过数据的变化来学习的。我们在“教导计算机”（算法的研究）的过程中，应当充分发挥数字数据可以复杂计算的特性和计算机善于大规模重复运算工作的特性。对于算法的优化和进一步的研究来说，作者认为应该继续着重于“目标人脸特征点的特征状态”，通过选取更多的有效特征点经过更为复杂的计算来表示相应的情绪状态特征值；在判定条件上以自己的主观判断条件为主，但要进行数据方面寻优操作，在“经验主义”的判断条件思路下，选择优化操作后最优的参数，这样才能尽可能降低算法判断的主观性，提高算法对于数据集的区分和判定效果。最终，提高算法对目标人脸情绪状态的识别准确率。

3.2 人脸面部特征状态分析

在算法的第一阶段，通过我们对人脸对于人类情绪判断的行为与方法的分析，我们已经通过对目标人脸有用特征点的计算来表示目标人脸特征点的特征状态作为人脸情绪判定算法的主要方向。通过对目标人脸有用特征点的计算来表示目标人脸特征点的特征状态可以有效的通过数字化表示目标人脸情绪状态对应的人脸特征状态，从而在数字方面对算法进行训练寻优，可以寻求出算法的最优参数，因此在算法第二阶段我们同样采取这个方法。

但是在选取新的有用特征点的时候我们需要明白，鉴于第一阶段选取的有用的目标人脸特征点过少导致算法效果不理想的结果，我们需要尽可能多的选择与需要检测判断的情绪状态特征有关的人脸特征点。同样在第二阶段我们的目标也是对目标人脸区分判断出 4

种情绪状态——“惊讶”，“开心”，“平常”，“生气”。再次选取特征点之前，作者认为应该首先重点分析 4 种情绪状态，再从中得出有用人脸面部特征点的选取范围。因此，我们先来看以下作者认为的在 4 种情绪状态下的人脸五官特征情况：

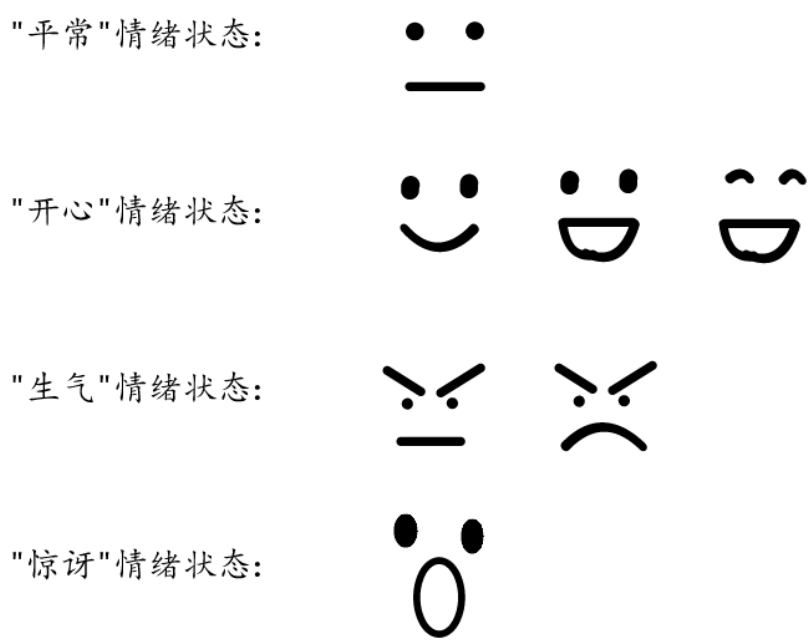


图 15 4 种情绪状态下人脸五官特征状态

在作者绘制的 4 种情绪状态下人脸五官特征状态图中，作者认为四种情况中不考虑每种情绪状态下的非物理特征（眼泪，眼红）和抽象情况（目光，眼神），仅从人脸表现出来的面部五官特征进行考虑，具有普遍性和代表性同时也最容易被判断的人脸五官情况（如图中所绘）。

对于“平常”情绪状态来说，作者认为这是四种情绪状态中最简单表示同时也是最好区别的一种情绪状态。通过分析和判断，作者认为，处于“平常”情绪状态下时，人脸五官处于放松状态，眼睛开合程度正常，嘴巴开合程度自然闭合，不涉及到与眉毛有关的特征状态，不涉及到与脸颊有关的特征状态，不涉及到与鼻子有关的特征状态。

对于“开心”情绪状态来说，作者认为在这种情绪状态下有三种类型的人脸五官特征情况：普通的微笑、普通咧嘴笑、开怀大笑。如上图“开心”情绪状态中的第一张笑脸就是普通的微笑，处于该“开心”情绪状态时，眼睛开合程度稍微变大，嘴角上扬，嘴角距离变大；上图“开心”情绪状态的中间笑脸为普通咧嘴笑。处于该“开心”情绪状态时，眼睛开合程度稍微变大，嘴角上扬、嘴角距离变大，嘴巴开合程度变大；上图“开心”情绪状态中的最

后一张笑脸为开怀大笑。处于该“开心”情绪状态时，眼睛开合程度变小，嘴角上扬，嘴角距离变大，嘴巴开合程度变大。以上“开心”情绪状态中的三种面部特征状态均不涉及到与眉毛有关的特征状态，不涉及到与脸颊有关的特征状态，不涉及到与鼻子有关的特征状态。

对于“生气”情绪状态来说，作者认为在这种情绪状态下有两种类型的人脸五官特征情况：一般生气，非常生气。上图“生气”情绪状态中的第一张脸表示的是处于一般生气的“生气”情绪状态下人脸五官的特征状态，此时目标人脸眼睛开合程度减少，皱眉，嘴巴开合程度减少，甚至嘴巴紧闭。而上图“生气”情绪状态中第二张脸表示的是处于非常生气的“生气”情绪状态下人脸五官的特征状态，此时目标人脸眼睛开合程度减少，皱眉，嘴角向下，嘴巴紧闭。以上“生气”情绪状态中的两种面部特征状态均不涉及到与脸颊有关的特征状态，不涉及到与鼻子有关的特征状态。

对于“惊讶”情绪状态来说，作者认为这是人脸情绪状态中面部特征最为明显和浮夸的一种情绪状态，处于“惊讶”情绪状态下人脸情绪特征的表现的眼睛开合程度非常大，嘴巴开合程度非常大，嘴角距离一般。处于“惊讶”情绪状态时，不涉及到与眉毛有关的特征状态（眼睛睁大不影响眉毛的状态，与眼睛相对位置，斜率等），不涉及到与脸颊有关的特征状态，不涉及到与鼻子有关的特征状态。

通过对比总结以上 4 中情绪状态的分析结果，我们可以得出这么一个结论：对于判定目标情绪状态——“开心”，“惊讶”，“平常”，“生气”四种情绪状态来说，脸颊有关的特征点和鼻子有关的特征点时无效的特征点（ $C_0 \sim C_{16}$ 和 $C_{27} \sim C_{35}$ ）共 26 个点，人脸情绪状态的改变与这 26 个特征点的特征状态是无关的。因此，我们之后将不会选用这 26 个特征点进入算法计算。

以上的分情况分析结果同第一阶段分析的面部有用特征点结果相似，即人脸情绪状态的改变与眼睛有关特征状态，眉毛有关特征状态，嘴巴有关特征状态总共三部分的特征状态有关。因为这个结果，我们将没有额外的有关特征状态下的特征点作为备选有用特征点，作者认为，在这样的条件下，我们应当增加对眼睛，眉毛，嘴巴这三个特征区域的可用特征点的选择。接下来，我们开始对第二阶段的算法进行特征点的选取和算法分析。

3.3 算法分析与公式建立

鉴于上面分析的结果，我们得出结论：情绪状态的判定与“眉毛”特征状态、“眼睛”特征状态和“嘴巴”特征状态有关，因此人脸情绪判定算法第二阶段将从这三种特征状态入

手。

我们知道，在第一阶段的判断区分方法中，算法建立以“眼睛开合程度”，“嘴巴开合程度”和“眉毛斜率”有关的三个判断条件的两层判断算法，这个判断算法从理论上来看非常符合人类对于人类情绪状态的判定方法，但是从结果上来看效果并不理想。作者认为，计算机判定人类情绪状态应该沿用人类判断情绪状态的思想，而不是照搬人类判断情绪状态的方法。因为人类的判断方法根据有主观性，而计算机的处理应当更加客观性。对于计算机判定人脸情绪状态来说，应该建立数学公式从数字的角度出发，公式中包含着人脸情绪状态变化时有关的特征数据，对这些数据进行运算最终得出一个值，计算机根据最终输出的这个值的大小来判定目标人脸情绪处于哪一种状态下。因此根据以上的研究结果，作者定义人脸情绪判定算法公式如下：

$$FEJ = \alpha * Fe + \beta * Fm + \gamma * Fo \quad (3-1)$$

其中，Fe 表示“眼睛”特征状态的特征值，Fm 表示“嘴巴”特征状态的特征值，Fo 表示“眉毛”特征状态的特征值。 α 、 β 、 γ 分别表示三种特征状态的权重即重要程度（此时作者就开始进入了“主观主义”的误区，但是为了算法之后的优化我们继续讲解）。

如上述人脸情绪判定算法（FEJ 算法）计算公式，作者将 α 、 β 、 γ 定义为三种特征状态的重要程度，取值在 0~1 之间，这个时候，对于人脸情绪状态的判定，结合自身经验和第一阶段的分析结果，作者认为按面部特征状态对人脸情绪状态的影响的程度来分：“眼睛”特征状态和“嘴巴”特征状态的影响力相同，“眉毛”特征状态的影响力稍弱。即可以认为三种特征状态的重要程度大小为 $Fe = Fm > Fo$ ，因此三种特征状态的权重值可以被定义为：

$\alpha = \frac{3}{8}$ 、 $\beta = \frac{3}{8}$ 、 $\gamma = \frac{1}{4}$ 。所以，整个人脸情绪判定的算法为：

$$FEJ = \frac{3}{8} * Fe + \frac{3}{8} * Fm + \frac{1}{4} * Fo \quad (3-2)$$

但是在人脸情绪判定算法公式中，包含着三个特征状态值：Fe、Fm、Fo。其中，作者将与“眼睛”特征状态有关的面部特征点进行运算后所得出的值定义为 Fe、将与“嘴巴”特征状态有关的面部特征点进行运算后所得出的值定义为 Fm、将与“眉毛”特征状态有关的面部特征点进行运算后所得出的值定义为 Fo。

那么由于算法第一阶段的结果分析，对于算法第二阶段我们应当在与“目标人脸特征点的特征状态”有关的条件下，尽可能多的选取有效面部特征点经过更为复杂的计算来表示相应的情绪状态特征值。同样在对特征点数据进行计算时作者为了保证数据的相对性，减轻面部特征值的特殊性，将面部特征点的距离处理为相对距离，即在两面部特征点相减后除以他

们的对应边长（人脸边长 T 或 L），处理成相对距离之后再进行后续计算。

对于与“眼睛”特征状态有关的特征点选取，作者认为同第一阶段一样，作者分别选取左右眼各 4 个与眼睛开合程度有关的面部特征点即：C₃₇、C₃₈、C₄₁、C₄₀、C₄₃、C₄₄、C₄₆、C₄₇ 总共八个点在 Y 方向上进行对应相减计算面部特征点的距离后再取相对距离得出两眼的开合程度值，最后左右眼的开合程度值相加再取平均（可以从权重角度上认为左右两只眼睛的特征状态值的重要程度相当），最终得到“眼睛”特征状态值 Fe，因此 Fe 的公式如下：

$$Fe = \frac{1}{2} * \left(\frac{C_{41}(Y) - C_{37}(Y)}{L} + \frac{C_{40}(Y) - C_{38}(Y)}{L} \right) + \frac{1}{2} * \left(\frac{C_{47}(Y) - C_{43}(Y)}{L} + \frac{C_{46}(Y) - C_{44}(Y)}{L} \right) \quad (3-3)$$

对于与“嘴巴”特征状态有关的特征点选取，算法第二阶段相比第一阶段，作者认为同样应当从嘴巴的开合程度和嘴巴的咧嘴程度来表示“嘴巴”特征状态。但对于嘴巴的开合程度，第二阶段在计算C₆₆和C₆₂在 Y 方向的相对距离（相当于嘴巴外侧的开合程度）的同时再加入C₅₇和C₅₁在 X 方向上的相对距离（相当于嘴巴内侧的开合程度），将两个相对距离相加后取平均值。对于嘴巴开合程度和嘴巴咧嘴程度的权重值，作者认为嘴巴开合程度对“嘴巴”特征状态影响程度大于咧嘴程度对“嘴巴”特征状态影响程度，因此分别设定权重为 1/3 和 2/3 。最终得到的“嘴巴”特征状态值 Fm 的公式如下：

$$Fm = \frac{1}{3} * \left(\frac{(C_{54}(X) - C_{48}(X))}{T} \right) + \frac{2}{3} * \left(\frac{\left(\frac{C_{57}(Y) - C_{51}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{66}(Y) - C_{62}(Y)}{L} \right)}{2} \right) \quad (3-4)$$

最后，对于与“眉毛”特征状态有关的特征点选取，作者认为如果用眉毛的斜率来表示“眉毛”的特征状态存在很大的特殊性，因为对于人类人脸来说，眉毛的斜率属于人脸五官上的形状特点，当目标情绪状态发生改变时，眉毛斜率的变化并不明显，因此很难从眉毛斜率的不同来区分目标所处的情绪状态。作者在第二阶段选取了“眉眼距”来表示目标“眉毛”特征状态的特征值，即通过计算眉头与眼角的相对距离。我们可以分析一下这个选择是否准确，在“平常”，“开心”，“惊讶”，“生气”四种需要被判断的情绪状态下，“眉眼距”都会作为情绪状态发生变化时同样发生变化的一个值：如果我们将目标处于“平常”状态时 Fo 值作为四种情绪状态下 Fo 值的中间值，那么“开心”情绪状态下眉毛会小幅度的上扬，“眉眼距”稍微变大，Fo 值略大于“平常”情绪状态下的 Fo 值；“惊讶”情绪状态下眉毛会大幅度上扬，“眉眼距”明显变大，Fo 值远远高于“平常”情绪状态下的 Fo 值；而相反，“生

气”情绪状态下眉毛会与眼角皱在一起，“眉眼距”大幅度减少，Fo 值会远小于“平常”情绪状态下的 Fo 值。综上，作者选取左右眼“眉眼距”的平均值作为表示“眉毛”的特征状态的值，即计算C₃₉ 与 C₂₁ 和C₄₂ 与C₂₂ 在 Y 方向上的相对距离，最后取两者的平均值。其公式为：

$$Fo = \frac{1}{2} * \left(\left(\frac{C_{39}(Y) - C_{21}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{42}(Y) - C_{22}(Y)}{L} \right) \right) \quad (3-5)$$

所以综上所述，关于人脸情绪判定算法（FEJ）的全部公式如下：

$$FEJ = \frac{3}{8} * Fe + \frac{3}{8} * Fm + \frac{1}{4} * Fo \quad (3-6)$$

$$Fe = \frac{1}{2} * \left(\frac{C_{41}(Y) - C_{37}(Y)}{L} + \frac{C_{40}(Y) - C_{38}(Y)}{L} \right) + \frac{1}{2} * \left(\frac{C_{47}(Y) - C_{43}(Y)}{L} + \frac{C_{46}(Y) - C_{44}(Y)}{L} \right) \quad (3-7)$$

$$Fm = \frac{1}{3} * \left(\frac{(C_{54}(X) - C_{48}(X))}{T} \right) + \frac{2}{3} * \left(\frac{(C_{57}(Y) - C_{51}(Y))}{L} + \frac{(C_{66}(Y) - C_{62}(Y))}{L} \right) \quad (3-8)$$

$$Fo = \frac{1}{2} * \left(\left(\frac{C_{39}(Y) - C_{21}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{42}(Y) - C_{22}(Y)}{L} \right) \right) \quad (3-9)$$

3.4 算法结果分析

在导入测试数据集之前，作者根据 FEJ 算法公式，对于我们需要判定的 4 种目标人脸情绪状态“平常”，“开心”，“惊讶”和“生气”，得出一个理论期望数值分布的猜想，其中以“平常”情绪状态的 FEJ 值作为分界线：

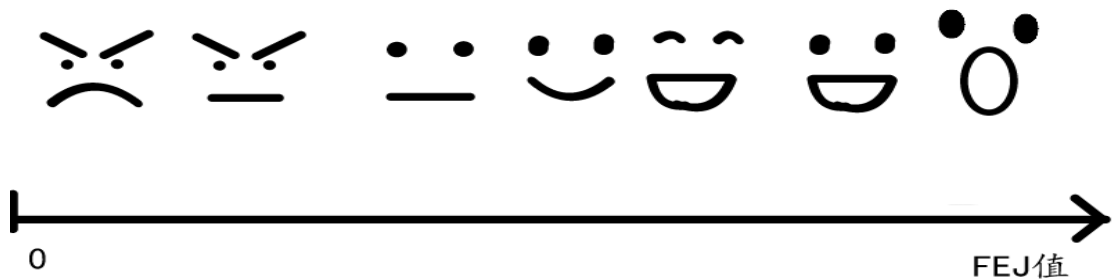


图 16 FEJ 理论期望数值分布猜想

根据 FEJ 算法公式，我们不难得出上图的 FEJ 理论期望数值分布的猜想。因此，接下来我们同样将 20 张人脸测试图片（为了方便观察结果，我们将测试图片按照情绪状态分类排序：1~5 为“惊讶”情绪状态，6~10 为“生气”情绪状态，11~15 为“开心”情绪状态，16~20

为“平常”情绪状态)输入 FEJ 算法, 观察算法输出的 FEJ 值的分布情况, 测试算法对于人脸情绪状态判断分类的准确性。由于输出的 FEJ 数值太小, 对 FEJ 值放大 1000 倍(不影响区分结果)。因此, FEJ 算法总公式为:

$$FEJ = \left(\frac{3}{8} * Fe + \frac{3}{8} * Fm + \frac{1}{4} * Fo \right) * 1000 \quad (3-10)$$

FEJ 算法测试值输出散点分布图如下:

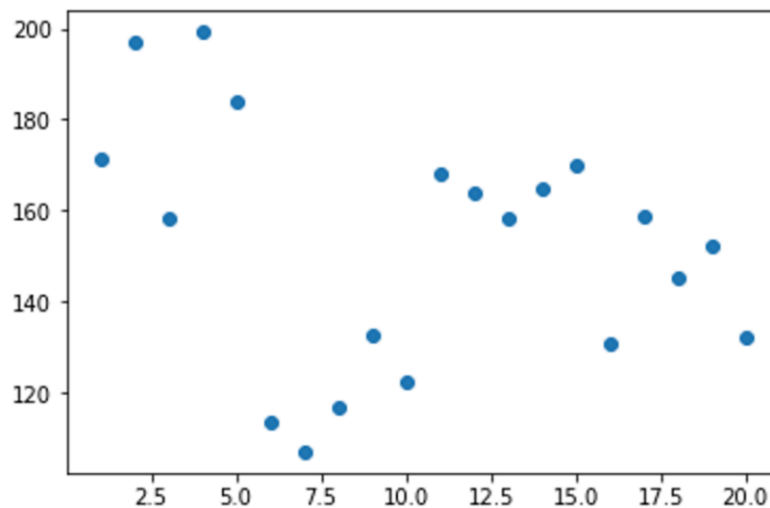


图 17 FEJ 算法测试值散点分布图

由上图 FEJ 算法对 20 张已确定情绪状态的图像进行测试的结果我们可以发现: 1) 图像横坐标为测试图片序号, 图像纵坐标为 FEJ 值。可以看出对于四种情绪状态 FEJ 值的分布情况和我们的理论期待分布情况相同: 生气<平常<开心<惊讶。2) FEJ 算法初具效果, 从散点分布图可以看出 FEJ 算法已经按四种情绪状态对测试图片进行了聚类, 但是因为 FEJ 算法仍然具有缺陷, 所以聚类效果并不好。3) FEJ 算法对“惊讶”情绪状态和“生气”情绪状态已经完全区分, 但是 FEJ 算法对“惊讶”情绪状态和“开心”情绪状态, “开心”情绪状态和“平常”情绪状态, “平常”情绪状态和“生气”情绪状态区分程度偏低。

3.5 算法误区与参数寻优

在回顾分析总结算法过程种, 作者发现了 FEJ 算法的一个致命错误, 正如算法第二阶段开头所述: 对于算法公式的设计和参数选取方面, 我们应当在判定条件上以自己的主观判断条件为主, 但要进行数据方面寻优操作, 在“经验主义”的判断条件思路下, 选择优化操作后最优的参数, 这样才能尽可能降低算法判断的主观性, 提高算法对于数据集的区分和判定效果。而作者在算法第二阶段种, 设计 FEJ 算法公式时涉及到了 4 个公式共 9 个

参数，这 9 个参数的意义均是权重即该数值表示的面部特征状态的重要程度，但是作者根据自己的理解和经验，对于面部特征状态的权重进行了设定，该做法严重影响了算法的准确性，使算法具有非常强的作者主观特性。因此作者首先想到的优化算法的方式就是通过寻优操作更改算法种的各权重值。

寻优操作时对于设置算法公式中的权重值一个必须的操作，但是对于 FEJ 算法，作者认为没有一个可以参照的标准值，而是通过寻优改变参数来寻找一个聚类效果最好的情况，因此对 FEJ 算法无法使用机器学习中一系列优化器进行优化。于是作者选择对参数在取值范围内（0~1）以 0.1 为步长，遍历区间内所有可以取到的值，从聚类结果来选择最优参数。但是，在这个想法下就发生了数据量过大的问题：由于 FEJ 算法由 4 个公式，总计 9 个权重参数，如果均进行遍历则有总共 10^9 种情况。因此在保证寻优有效结果并且缩小寻优操作的条件下，作者将公式 2)、3)、4) 中的权重均设为 1，即认为所有面部特征状态对于判定目标情绪状态的重要性相同，仅区分 Fe、Fm、Fo 三个特征状态值的重要程度，于是整个 FEJ 算法公式更改后如下：

$$FEJ = \alpha * Fe + \beta * Fm + \gamma * Fo \quad (3-11)$$

$$Fe = \left(\frac{C_{41}(Y) - C_{37}(Y)}{L} + \frac{C_{40}(Y) - C_{38}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{47}(Y) - C_{43}(Y)}{L} + \frac{C_{46}(Y) - C_{44}(Y)}{L} \right) \quad (3-12)$$

$$Fm = \left(\frac{C_{54}(X) - C_{48}(X)}{T} \right) + \left(\frac{C_{57}(Y) - C_{51}(Y)}{L} + \frac{C_{66}(Y) - C_{62}(Y)}{L} \right) \quad (3-13)$$

$$Fo = \left(\frac{C_{39}(Y) - C_{21}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{42}(Y) - C_{22}(Y)}{L} \right) \quad (3-14)$$

因此，接下来对 α 、 β 、 γ 设置取值范围和步长进行寻优，最终在 10^3 种参数设置的情况下选择聚类效果最好的参数情况，即 $\alpha = 0.6$ 、 $\beta = 0.2$ 、 $\gamma = 0.5$ ，最终 FEJ 算法总公式为：

$$FEJ = 0.6 * Fe + 0.2 * Fm + 0.5 * Fo \quad (3-15)$$

3.6 本章小结

在该公式下对与之前相同的 20 张已确定情绪状态的图像进行测试，得出的 FEJ 值的散点分布图如下：

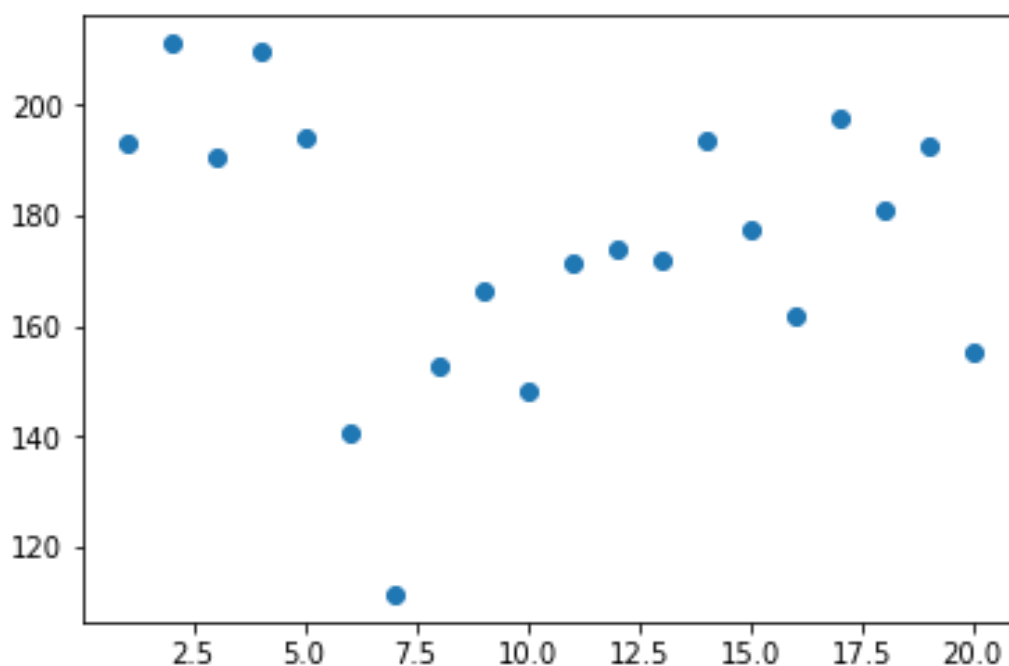


图 18 参数寻优后的 FEJ 值散点分布图

就上图参数寻优后的 FEJ 值散点分布情况来看，已经是最优权重参数设定的条件下，FEJ 值的散点分布仍然不理想。从散点分布图中我们可以看出，整个 FEJ 算法对于 4 中情绪状态的聚类效果不好，散点图的纵坐标范围偏小。因此，可以认为 FEJ 算法以目前的算法公式还无法将 4 种目标判定情绪状态完全区分。

那么我们是否就可以断定，参数寻优的优化手段失败了吗？从结果上来看，不可否认的是权重参数的优化对算法的优化并没有起到太大的优化效果，但是作者对比之前 9 权重参数下的 FEJ 值散点分布图（图 15），发现两者在纵轴上取值范围相同，虽然参数取值不是最优，但是分布结果相似，聚类效果均不理想。因此，根据第二阶段的优化目标，作者认为造成区分程度不明显的原因在于 FEJ 算法公式的设计，可以认为目前第二阶段的 FEJ 算法公式涉及到的面部特征点偏少，导致被选取用来特判定的特征状态偏少，无法正确区分表示目标的 4 中情绪状态，故 FEJ 算法值的区分程度偏低。综上所述，可以认为目前阶段的 FEJ 算法的判定条件不足，故无法有效区分目标判定的 4 种情绪状态“开心”、“惊讶”、“生气”、“平常”。所以作者认为，对于算法优化的方向，应当保证在 FEJ 算法第二阶段中最优的权重参数设置的条件下进行 FEJ 算法第三阶段优化——增加人脸特征状态的选取和判定条件。

第 4 章 加入嘴角斜率判定的 FEJ 算法

4.1 算法分析和优化目标

在人脸情绪判定算法的第二阶段中，作者建立了人脸情绪判定算法（FEJ）的算法公式，并且在认为所有面部特征状态对于判定目标情绪状态的重要性相同（权重相等）的条件下，对 Fe（眼睛有关特征状态值）、Fm（嘴巴有关特征状态值）、Fo（眉毛有关特征状态值）这三个特征状态值的重要程度（权重）进行参数寻优，最终选择了一个最优的参数配置。此时，全部的 FEJ 算法公式如下：

$$FEJ = 0.6 * Fe + 0.2 * Fm + 0.5 * Fo \quad (4-1)$$

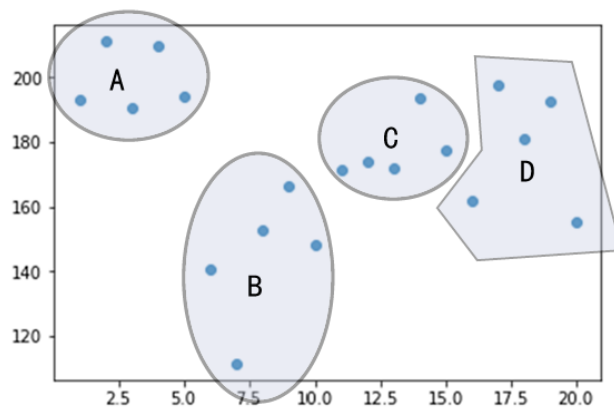
$$Fe = \left(\frac{C_{41}(Y) - C_{37}(Y)}{L} + \frac{C_{40}(Y) - C_{38}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{47}(Y) - C_{43}(Y)}{L} + \frac{C_{46}(Y) - C_{44}(Y)}{L} \right) \quad (4-2)$$

$$Fm = \left(\frac{C_{54}(X) - C_{48}(X)}{T} \right) + \left(\frac{C_{57}(Y) - C_{51}(Y)}{L} + \frac{C_{66}(Y) - C_{62}(Y)}{L} \right) \quad (4-3)$$

$$Fo = \left(\frac{C_{39}(Y) - C_{21}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{42}(Y) - C_{22}(Y)}{L} \right) \quad (4-4)$$

从 FEJ 算法公式我们看出，最优的参数配置所认定的 Fe、Fm、Fo 三部分的特征状态值的重要程度和作者最初人为认定的重要程度不同，因此可以认为在参数设定的方面算法已经完成优化，我们应该将 FEJ 算法公式的结构和内容作为本阶段的优化方向的重点。

根据 FEJ 算法第二阶段最后测试结果的散点分布图，我们对第二阶段的 FEJ 算法得出了相关结论：1）FEJ 值区分分布不理想，没有有效的将 4 种情绪状态 FEJ 值进行聚类。2）FEJ 值的分布区间偏窄，导致无法有效的建立判定区间。



A: “惊讶”情绪状态 C: “开心”情绪状态
B: “生气”情绪状态 D: “平常”情绪状态

图 19 第二阶段 FEJ 值散点分布图分析

通过以上的分析，作者认为第二阶段的优化方向是正确的，FEJ 算法目前的缺陷是无法有效的区分开 4 种情绪状态值。因此，作者决定通过选取更多的面部特征点，建立新的算法公式来表示新的特征状态，并在原有的 FEJ 算法中涉及的 Fe(眼睛有关特征状态值)、Fm(嘴巴有关特征状态值)、Fo(眉毛有关特征状态值)条件下，加入该新建立公式计算出的特征状态值，从而更有效的来区分 4 种情绪状态在 FEJ 值中的分布情况。

在选取之前我们再次对人脸面部特征进行分析：在算法第一阶段和算法第二阶段的算法公式的建立中，我们已经选取了人脸面部特征中的“眉眼距”(眉头到眼角距离)，“眼睛开合程度”，“嘴巴开合程度”和“嘴巴咧开程度”四种人脸面部特征状态来区分人脸的情绪状态。由于之前算法阶段结果的分析，人脸眉毛的特征状态存在较大的特殊性，用来区分人脸情绪状态会造成特殊性的误差，故无法作为新的特征状态加入算法公式；人脸脸颊和鼻子有关的特征状态对人脸情绪判定无影响，即人脸情绪状态发生改变时无法影响到人脸脸颊和鼻子相关的特征状态，故对人脸脸颊和鼻子相关的特征状态不做考虑；人脸眼睛相关特征状态已经通过选择“眼睛开合程度”来表示，没有更多的与眼睛有关的特征状态可以选用，故不做相关考虑；由于其他面部特征状态已经无法再增加用于表示的特征点，所以作者将目光放在了对“嘴巴”有关的特征状态进行选取。

对于“嘴巴”相关的特征状态选取，作者已经选取了“嘴巴的开合程度”和“嘴巴的咧开程度”来表示“嘴巴的特征状态”。我们可以发现，在第一阶段和第二阶段算法公式中，有关面部特征状态的表示均使用了面部特征点相对距离表示，作者认为，继续对其他面部特

征点计算相对距离对 FEJ 算法优化并不会有很好的效果，因此应当根据所对应的面部特征状态，对选用的目标特征点进行更为复杂的计算表示。在此思想基础下，结合之前阶段研究经验，作者认为应当考虑与“斜率”有关的特征状态。而对于“斜率”有关的特征状态，“斜率”所影响的特征状态在较大程度上与人脸面部特征自身的形状有关，因此眼睛有关的特征状态和眉毛有关的特征状态均存在较大的特殊性（眉毛形状和眼睛形状等），故不做研究考虑；同理，人脸脸颊和鼻子也不存在与“斜率”有关的特征状态，也不做考虑；综上所述，作者认为，若要考虑在 FEJ 算法中加入有关“斜率”的特征状态判定，仅仅只能考虑与“嘴巴斜率”有关的面部特征状态。

4.2 “嘴”特征状态分析与公式建立

在决定选取面部特征点来表示有关“嘴巴斜率”后，我们首先需要分析目标判定的 4 种情绪状态所对应的关于“嘴巴”特征状态的斜率情况。作者认为，在 4 种情绪状态下分别对应的“嘴巴”特征状态如下：

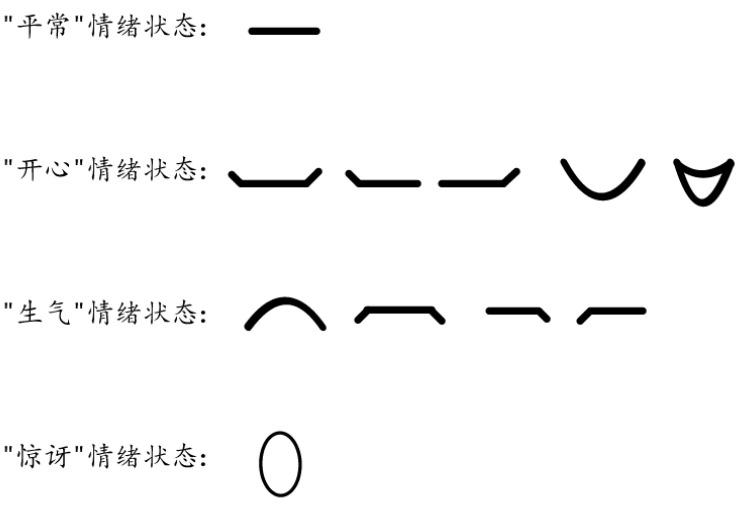


图 20 4 种情绪状态下对应“嘴巴”特征状态

从上图通过对 4 种情绪状态所分别对应的有关“嘴巴”特征状态分析，通过结合以往经验，作者认为：当目标处于“开心”情绪状态下时目标有关“嘴巴”特征状态共有五种情况，而处于这五种情况下的嘴角均处于上扬状态；当目标处于“平常”情绪状态下有关“嘴巴”特征状态仅有一种情况——嘴巴闭合，嘴角呈自然状态；当目标处于“惊讶”情绪状态下有关“嘴巴”特征状态也只有一种情况——嘴巴大幅度张开，嘴角同嘴巴一起张

开，特征情况不明显；当目标处于“生气”情绪状态下有关“嘴巴”特征状态共有四种情况，处于这四种情况下的嘴角均处于下沉状态。通过以上的分析，我们可以惊喜的发现在4种情绪状态下，有关“嘴巴”特征状态均和嘴角的斜率有关，但是由于当目标处于“惊讶”情绪状态时，嘴角状态不明显，且4种情绪状态下的嘴角情况没有一个统一的标准来进行衡量和对比，因此我们必须通过人为选取与嘴巴有关的面部特征点来定义嘴角斜率。

通过在不同情绪状态下对“嘴巴”特征状态进行观察，作者认为应当选取嘴角所在特征点和内嘴唇中间特征点连线的斜率作为“嘴角斜率”判定特征状态。但是由于存在因为个人习惯或其他个体特征导致左右嘴角特征状态不一样，因此为了尽可能地减小个体特殊性带来的误差，对于“嘴角斜率”应当分别选取左右嘴角所在特征点分别和内嘴唇中间特征点连线的斜率之和来表示“嘴角斜率”特征状态。综上所述，我们选取 C_{54} 、 C_{66} 、 C_{48} 三个面部特征点进行斜率计算，“嘴角斜率”示意图如下：

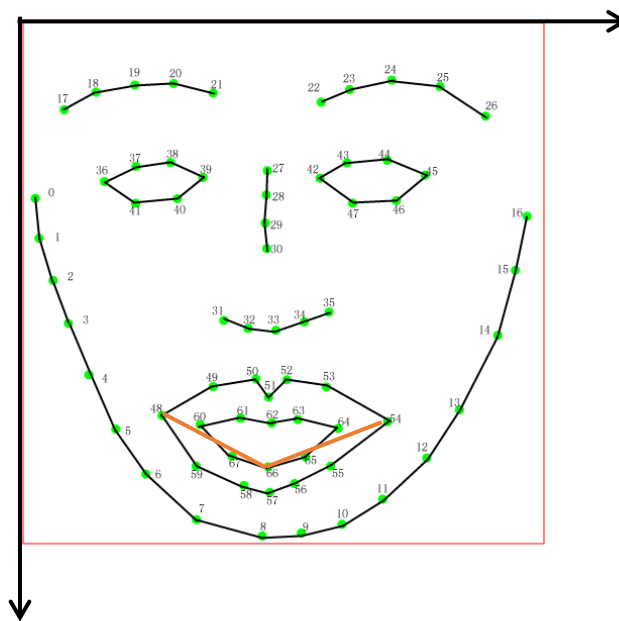


图 21 嘴角斜率示意图

如示意图所示，我们分别求 C_{54} 、 C_{66} 两个面部特征点连线的斜率和 C_{48} 、 C_{66} 两个面部特征点连线的斜率的和：

$$Fk = \left(\frac{C_{66}(Y) - C_{48}(Y)}{C_{66}(X) - C_{48}(X)} \right) + \left(\frac{C_{54}(Y) - C_{66}(Y)}{C_{54}(X) - C_{66}(X)} \right) \quad (4-5)$$

由于之前在建立面部坐标平面时我们发现所建立的面部坐标平面和通常的直角坐标平面时相反，在计算过程中 C_{48} 和 C_{66} 所连直线的斜率为正值， C_{54} 和 C_{66} 所连直线的斜率为负值。但是在“嘴角斜率”被设定为特征状态判定值的原理时通过左右嘴角斜率之和的大小来判定“嘴巴”所处的特征状态，因此作为为了保证“嘴角斜率”的数学意义和计算“嘴角斜率”不出现

正负抵消的情况，作者对 C_{54} 与 C_{66} 两点连线的斜率取绝对值。最终“嘴巴”斜率的特征状态公式为：

$$Fk = \left(\frac{C_{66}(Y) - C_{48}(Y)}{C_{66}(X) - C_{48}(X)} \right) + \left(\frac{C_{54}(Y) - C_{66}(Y)}{C_{54}(X) - C_{66}(X)} \right) * (-1) \quad (4-6)$$

当建立了“嘴角斜率”特征状态值（Fk）的特征状态判定公式，作者就考虑过：是否可以仅用“嘴角斜率”特征状态值（Fk）来区分判定目标的4种情绪状态？结合之前的分析结果，作者发现“嘴角斜率”特征状态值可以有效区分“生气”情绪状态、“平常”情绪状态与“开心”情绪状态和“惊讶”情绪状态，无法区分“开心”情绪状态和“惊讶”情绪状态。如果对四种情绪状态的Fk值按大小排序，可以得：“生气”<“平常”<（“开心”&“惊讶”）。由以上分析可以得出结论：无法仅用“嘴巴斜率”状态特征值（Fk）来区分判定目标的4种情绪状态。

那么我们就能确定对于FEJ算法公式中加入“嘴角斜率”特征状态值（Fk）的特征状态判定公式能够有效的增加区分程度和聚类程度吗？在具体实施算法之前，作者认为有必要对加入“嘴角斜率”特征状态值（Fk）的特征状态判定公式的FEJ算法进行分析。加入“嘴角斜率”特征状态值（Fk）的特征状态判定公式后，FEJ算法的总公式为：

$$FEJ = 0.6 * Fe + 0.2 * Fm + 0.5 * Fo + \alpha * Fk \quad (4-7)$$

其中 α 为“嘴角斜率”特征状态值（Fk）的权重值，我们同样要在之后对其做参数寻优操作，根据结果选取一个聚类效果最好的值。

4.3 第三阶段算法结果分析

根据之前对“嘴角斜率”特征状态值（Fk）在四种情绪状态下的结果分析，我们可以确定，处于“开心”情绪状态下和“惊讶”情绪状态下的“嘴角斜率”特征状态值（Fk）值远大于0；处于“平常”情绪状态下的“嘴角斜率”特征状态值（Fk）值在0的附近（正值情况较多）；处于“生气”情绪状态下的“嘴角斜率”特征状态值（Fk）值小于0；因此，可以从数值上推断出加入“嘴角斜率”特征状态值（Fk）之后FEJ值的变化情况如下：

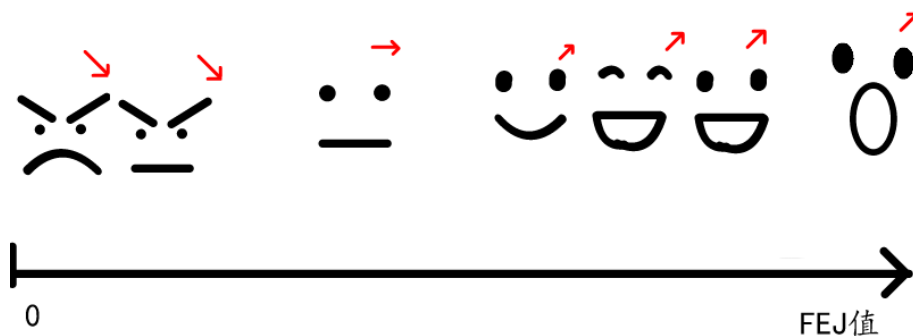


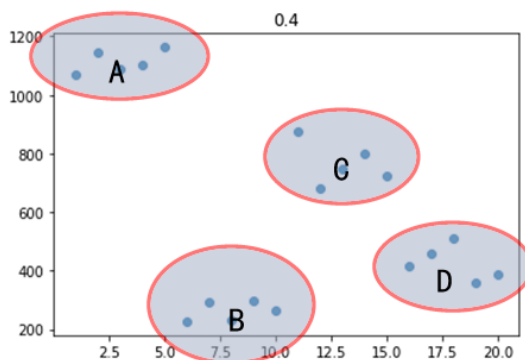
图 22 加入 Fk 后几种特征状态下 FEJ 值的变化情况

综上所述，我们可以明确的得出结论：因为“嘴角斜率”特征状态值（Fk）与 FEJ 值成正比，所以两个值叠加之后 FEJ 值将会呈非线性的增长，因此加入“嘴角斜率”特征状态值（Fk）之后可以有效区分四种情绪并且可以增加 FEJ 值聚类效果。接下来，作者将对“嘴角斜率”特征状态值（Fk）的权重值进行参数寻优。

根据之前第二阶段的分析，我们可以确定第二阶段的 FEJ 算法公式是正确的，仅因为特征判定条件不足导致分类效果不佳，因此，我们在第三阶段中保留该参数配置，并在此基础上对“嘴角斜率”特征状态值（Fk）进行权重的参数寻优，此时的 FEJ 总算法公式如下：

$$FEJ = 0.6 * Fe + 0.2 * Fm + 0.5 * Fo + \alpha * Fk \quad (4-8)$$

对于 α ，我们进行同样的参数寻优操作，设定取值范围为 0~1，取 0.1 为步长，最终在遍历取值后，从所有 FEJ 值散点分布结果中选取 FEJ 值分类聚类效果最好的参数值，得 $\alpha = 0.4$ 。我们将相同的 20 张已经确定情绪状态的人脸情绪状态测试图片输入 FEJ 算法，最终得 FEJ 值散点分布图如下：



- | | |
|-------------|-------------|
| A: “惊讶”情绪状态 | C: “开心”情绪状态 |
| B: “生气”情绪状态 | D: “平常”情绪状态 |

图 23 $\alpha = 0.4$ 时 FEJ 值散点分布图

从上图 20 张已经确定情绪状态的人脸情绪状态测试图片的 FEJ 值散点分布图中可以看出，FEJ 在该算法公式计算下 FEJ 值分布得跨度过大，从散点分布图中效果不是特别明显。因此，作者将 20 张已经确定情绪状态的人脸情绪状态测试图片的 FEJ 值的结果输出得：

FEJ 值	测试图片 1	测试图片 2	测试图片 3	测试图片 4	测试图片 5
“惊讶”情绪状态	1071.741	1147.775	1089.515	1103.531	1163.226
“生气”情绪状态	226.6	293.909	231.371	296.506	263.508
“开心”情绪状态	874.849	679.816	749.763	799.724	721.51
“平常”情绪状态	414.592	459.336	510.712	360.598	385.003

图 24 最终测试结果 FEJ 值

由输出结果我们可以惊喜的发现，这 20 张已经确定情绪状态的人脸情绪状态测试图片的 FEJ 值的分类聚类效果非常理想，且与作者之前的理论设想完全一致：4 种情绪状态的 FEJ 值的区分程度大幅度的增加，聚类的区间相差非常远，FEJ 值得分布跨度非常大，FEJ 值得跨度从(100, 200)扩大到(200, 1200)。由此可以确定第三阶段对 FEJ 算法优化成功，可以确定 FEJ 算法公式，最终完整的 FEJ 算法公式如下：

$$FEJ = 0.6 * Fe + 0.2 * Fm + 0.5 * Fo + 0.4 * Fk \quad (4-9)$$

$$Fe = \left(\frac{C_{41}(Y) - C_{37}(Y)}{L} + \frac{C_{40}(Y) - C_{38}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{47}(Y) - C_{43}(Y)}{L} + \frac{C_{46}(Y) - C_{44}(Y)}{L} \right) \quad (4-10)$$

$$Fm = \left(\frac{C_{54}(X) - C_{48}(X)}{T} \right) + \left(\frac{C_{57}(Y) - C_{51}(Y)}{L} + \frac{C_{66}(Y) - C_{62}(Y)}{L} \right) \quad (4-11)$$

$$Fo = \left(\frac{C_{39}(Y) - C_{21}(Y)}{L} \right) + \left(\frac{C_{42}(Y) - C_{22}(Y)}{L} \right) \quad (4-12)$$

$$Fk = \left(\frac{C_{66}(Y) - C_{48}(Y)}{C_{66}(X) - C_{48}(X)} \right) + \left(\frac{C_{54}(Y) - C_{66}(Y)}{C_{54}(X) - C_{66}(X)} \right) * (-1) \quad (4-13)$$

由测试结果我们可以确立目标人脸 4 种情绪状态的判定区间：

$$(FEJ < 300) == \text{“生气”情绪状态}$$

$$(300 \leq FEJ < 600) == \text{“平常”情绪状态}$$

$$(600 \leq FEJ < 900) == \text{“开心”情绪状态}$$

$(900 \leq \text{FEJ}) == \text{“惊讶”情绪状态}$

4.4 本章小结

在第三阶段的 FEJ 算法优化中，作者明确了第二阶段中 FEJ 算法存在的不足，即算法涉及到的特征状态值不足、所用的有效面部特征点的数据不足，所以造成无法有效区分 4 种情绪状态，因此对算法加入新的特征状态判定条件是算法第三阶段的主要目标。以此结论作为条件，在重新对人脸情绪变化引起的面部特征状态变化进行分析后，发现嘴角斜率变化是分类判定人脸情绪状态的另一个重要特征状态。综上分析，作者决定在第二阶段 FEJ 算法基础上加入“嘴角斜率”特征状态值作为算法第四个特征状态判定值。

在分析“嘴角斜率”特征状态后，作者确定了“嘴角斜率”的有关面部特征点，因此而确定了“嘴角斜率”特征状态值的算法公式，并进行参数寻优确定算法参数。为了验证效果，作者同样使用 4 种已经确立的情绪状态各 5 张图片总共 20 张人脸图片作为测试集对以上算法进行测试，测试结果效果拔群。从测试结果可以看出 FEJ 算法将 4 种情绪状态完全区分，并且区分程度很大，不同情绪状态下的 FEJ 值所在区间范围广，此时可以认为 FEJ 算法建立成功，工作基本完成。

第 5 章 总结与展望

5.1 总结

FEJ 算法通过三个阶段的算法设定和优化，我们终于成功的完成了对于目标人脸的 4 种情绪状态的分类和判定的算法公式，此时的计算机已经具备了少许基础的智能，可以通过读取输入的目标图像进行人脸检测并对其进行基本的情绪判断，作者认为，计算机视觉作为人工智能体的“眼”，其重要性毋庸置疑。而对于 FEJ 算法的研究和建立来说，这个在人工智能体发展的道路上可能看似微不足道的进步将会成为今后人工智能体与人类更加完善，更加成熟的交互行为巨大跨越的一个不可或缺的基础思想和基本操作。

5.2 展望

FEJ 算法的功能在于通过读取人脸面部特征点的数据计算面部特征状态值，从数值上区分和判定人类的 4 种情绪状态“开心”情绪状态、“生气”情绪状态、“平常”情绪状态和“惊讶”情绪状态。但是作者认为，计算机对人类情感状态的判定应该充分发挥计算机对于数据处理的优势，不应该仅是一个定性的判断，更应该是一个定量的分析，即在情绪状态值得范围内进行情绪状态程度的分析。

根据 FEJ 算法基本的原理和实际分类和聚类效果，对于其面部特征状态值和面部特征状态，作者认为可以将以上二者认为是一个正相关的递进关系：我们可以理解为在 FEJ 值的数值上变化时情绪递进变化的过程如下：

$$FEJ_{\text{生气}} < FEJ_{\text{平常}} < FEJ_{\text{开心}} < FEJ_{\text{惊讶}}$$

那么由 FEJ 值得递进关系可知，FEJ 值增大时人类的情绪会从“生气”到“平常”到“开心”最后到“惊讶”。根据以往人类对人类情绪常用的一个情绪性质的定义——“高涨”和“低落”，可以发现以“平常”情绪状态作为中间点，当目标的 FEJ 值距离“平常”情绪状态的 FEJ 值增加时目标情绪越来越“高涨”（“生气”情绪状态可以认为是“负高涨”情绪状态）；相反，当目标的 FEJ 值与“平常”情绪状态的距离减小时目标情绪状态越来越“低落”。因此，FEJ 值可以从数学方面来解释人类对于人类情绪“高涨”和“低落”的定义。

接着作者发现，FEJ 值可以解释情绪的“高涨”和“低落”，那么根据我们自身自出生以来积累的经验来看，如果说，我们将“平常”情绪状态作为临界点（中间情况），可以发现

“开心”情绪状态和“惊讶”情绪状态对于“生气”情绪状态是属于对立性质的情绪状态，此时众所周知的是“生气”情绪状态作为“负面情绪”，因此可以认为“开心”情绪状态和“惊讶”情绪状态属于“正面情绪”。

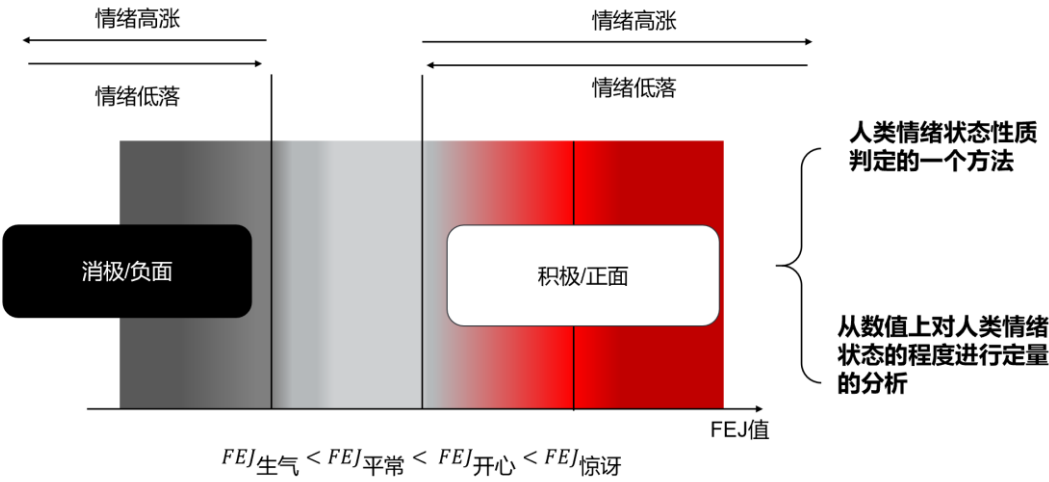


图 25 FEJ 算法未来展望

因此根据以上结论作者认为，FEJ 值可以作为人类情绪状态性质判定的一个方法，同时也可以从数值上对人类情绪状态的度进行定量的分析。