**Facial Expression Recognition: A Review of Methods, Performances and Limitations**

1. **论文摘要**
2. 面部表情识别 (FER) 属于行为生物识别技术，也适用于计算机视觉和人机交互领域。
3. 头部姿势、图像背景、光强度和遮挡是面部表情识别系统挑战的一些来源。
4. 分析了主要**特征提取和分类方法**，它们在**准确性**方面的性能及其各自的局限性。
5. **知识点**
6. **FER可以归类为生物识别技术，其在以下几个领域也很突出**
7. 计算机视觉 (CV)
8. 人机交互 (HCI)
9. 游戏
10. 医疗和学习环境
11. **特征提取**
12. 该阶段挑战是获得具有较小类内方差和较大类间方差的代表性特征
13. 提取的特征分为手工特征和学习特征
14. **手工特征**
15. **手工特征**：使用常规的预处理等方法提取的特征，这些特征还可以分为基于外观的特征、基于几何的特征、基于混合的特征（appearance based features, geometric based features and the hybrid based features）
16. **基于外观的特征**
17. 基于外观的特征捕获面部图像的全局或分段部分，其主要关注的是图像的颜色和纹理。
18. 最常使用基于外观的特征的方法有**（局部二进制模式）LBP，定向梯度直方图（HOG）和Gabor纹理（GT）**
19. **LBP**
20. LBP算子的原理是图像纹理可以用局部空间和灰度对比度来表示。它不考虑幅度信息而是像素差异。而一种LBP变体CLBP考虑了中心和相邻灰度值之间差异的符号和幅度信息，它的效果更好。
21. LBP 的优势在于其辨别能力、计算简单性、对低图像分辨率的高容忍度以及对光照变化的不变性。
22. **HOG**
23. 定向梯度直方图(HOG)是一种特征描述符，被用于多个领域，在这些领域中，通过物体的形状对其进行特征描述是非常重要的。
24. Kumar等人从活跃的面部图像中提取HOG特征，并将其输入SVM进行分类，结果显示，在扩展的Cohn Kanade（CK+）数据集中，5倍交叉验证的平均准确率为95%。
25. HOG提供了比其他许多方法更好的性能。然而，它是计算密集型的，因此增加了计算时间。
26. **Gabor纹理过滤器**

Gabor 被广泛用于特征提取，它是一种小波算法，具有良好的方向选择性、平移方差敏感性、空间局部性和空间和频域信息最大化能力。

1. **几何特征**
2. 几何特征是从面部标志位移统计提取的特征，在面部表情分析中存在更明显的面部成分子集，获得这些成分的度量关系可以有效地表示特征向量
3. 几何特征不受光照条件的影响。
4. **混合特征**
5. 混合特征是最佳特征的组合，适当的混合特性可以显著提高系统性能
6. Liu等人提出了一种融合从CK+和JAFFE数据库中提取的LBP和HOG特征的算法，并使用PCA降低了提取的特征维数，在多个分类器上对融合进行置换后，他发现softmax分类器上的融合特征在CK+和JAFFE数据库上分别产生98.3%和90%的准确率。
7. **学习特征**
8. 学习特征，都归因于人工神经网络网络（ANN）。ANN从无需任何人工辅助即可表示的输入。
9. 学习特征不受照明、旋转、头部姿势等影响，其主要的问题是缺乏足够的数据供网络学习，这可能会导致过拟合。
10. **分类方法**
11. 静态或静止图像:支持向量机、Adaboost 算法、线性判别分析、主成分分析、人工神经网络
12. 动态图像：Hidden Markov Model（HMM）和循环神经网络用于动态图像，因为动态图像的分类需要图像序列的时间信息
13. SVM: SVM 准确性受到标签中存在大量粗噪声的影响，这会影响超平面的并行性及其与支持向量的切线（SVM 分类器的基础）。为了解决切向条件，G. Fung等人提出了近端支持向量机（PSVM），GM Fung等人还考虑了超平面平行性和与支持向量相切的问题。
14. AdaBoost：AdaBoost是一个二元分类器，它用于解决二元相关问题，如人脸检测和性别分类
15. 深度学习
16. 优化技术：例如使用预训练网络VGG16、VGG19、ResNET50、MobileNET、Xception 等，用于网络微调和/或特征提取。
17. 其他方法包括；减少网络规模，增加权重正则化并增加 dropout。
18. B. Yang等人提出了一种称为加权混合深度神经网络（WMDNN）的方法，他采用了从浅层CNN中提取的LBP特征和灰度特征，并分别在ImageNet上对VGG16进行了微调。它们各自的输出以加权方式融合以进行 softmax 分类。在 CK+、JAFFE 和 Oulu-CASIA 数据库上进行测试时，他声称结果优于基于手工制作特征的 FER 方法或具有单一通道的深度学习方法。
19. HMM: HMM 是一种生成模型，能够对基于序列的数据中的时间动态进行建模。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **作者** | **方法（特征和分类）** | **性能** | **数据库/类型** | **局限性** |
| G. Sandbach etal. [32] | 基于 3D 运动的特征 + HMM | 81.93% | BU-4DFE  （自发的） | HMM作为一个生成模型，其存在局部最优解陷阱 |
| K. SikKa et al[33]. | HMM+SVM | 75.62%  93.89% | OULU-CASIA VIS  （自发的）  CK+ (摆姿势) | 与给定的多类问题（如表达式识别）相比，支持向量机在处理二进制问题时表现更好。 |
| Feng et al [8]. | LBP + Linear Programming | 93.8% | JAFFE(摆姿势) | 在实时环境中，用于系统训练的姿势集会误导系统。 |
| D. Huang et al  [11]. | LBP+ AdaBoost | 84.6% | CK+ (摆姿势) | 相关信息可能丢失。 |
| Eleyan et al [29]. | PCA+SVM | 87% | MUFE | 支持向量机容易受到噪声的影响，因为噪声会影响支持向量机的超平面并行性和超平面切线。 |
| D.Anggraeni et al [31] | Hand crafted Preprocessing stages +  CNN | 97.06% | CK+ (摆姿势) JAFFE(摆姿势) + MUG(摆姿势) | 由于数据太少，可能会造成过拟合 |
| P. Kumar et al  [13]. | HOG+SVM | 95% | CK+ (摆姿势) | 这是计算密集型的，因为需要在提取特征上花费很多时间 |
| Y. Liu et al [16]. | Hybrid (LBP&HOG) +Softmax | 98.3%  90% | CK+ (摆姿势) JAFFE(摆姿势) | 研究仍在寻找最佳的特征组合 |
| B. Yang et al [19]. | LBP + CNN (用VGG16微调) | 比这两种方法都好的性能 | CK+,  JAFFE & Oulu-  CASIA | 泛化问题 |
| T Zhang et al[18]. | SHIFT + CNN | State of the art  performance | BU-3DFE and Multi-PIE datasets | 泛化问题 |

1. **备注**

无

整理人：唐舒琪

整理时间：2021年11月17日