

NO. fps9vb3xfc4betrz | 2025-03-31 14:29:40

- 题目：基于OpenCV的情绪识别系统的实现
- 作者：郑文峰
- 检测所属单位： -

📄 论文字符数：15154 📄 论文页数： - 📄 表格数量： - 📄 图片数量： -

检测结果



10.5%

全文总相似比(复写率+他引率+自引率+专业术语)

相似结果详情

10.5%
复写率

0.0%
自引率

0.0%
他引率

0.0%
专业术语

其他指标

去除本人引用相似率：10.5% 去除专业术语相似率：10.5% 自写率：89.5

典型相似文章：无

检测范围 | 1989-01-01 ~ 2025-03-31

- 中文科技期刊论文全文数据库
- 中文主要报纸全文数据库
- 古籍文献/图书资源
- 港澳台文献资源
- 博士/硕士学位论文全文数据库
- 中国专利特色数据库
- IPUB原创作品
- 年鉴资源
- 外文特色文献数据全库
- 中国主要会议论文特色数据库
- 互联网数据资源/互联网文档资源
- 维普优先出版论文全文数据库

相似片段

相似片段：

134
总相似片段

134
相似片段

0
引用片段

检测来源：

期刊：1 综合：88 外文：0
硕博：16 互联网：29

序号	引用文献	引用字符数	引用率	来源
----	------	-------	-----	----



暂无数据

相似文献汇总(当前只展示10条数据,全部详情请查看片段对照报告)

相似文献来源：50

序号	相似文献	相似字符数	相似率	来源
1	基于卷积神经网络的MT资料质量评价 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2024	99	0.7%	综合
2	基于深度学习的人脸识别系统-软件工程 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2024	90	0.6%	综合
3	干货 深度学习之卷积神经网络(CNN)的模型结构_深度卷积神经网络... 佚名 - 互联网文档资源 - 未知	88	0.6%	互联网
4	基于深度学习的人脸表情识别系统 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2023	84	0.6%	综合
5	深入理解MTCNN:一种用于人脸检测的卷积神经网络 佚名 - 互联网文档资源 - 未知	79	0.5%	互联网
6	新基于YOLOV8的人脸检测与识别系统设计与实现(1) 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2024	78	0.5%	综合
7	【排版结果】基于YOLOV8的人脸检测与识别系统设计与实现 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2024	78	0.5%	综合
8	基于QT的停车场管理系统-论文初稿 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2024	75	0.5%	综合
9	基于pyhton的人脸识别系统 佚名 - 大学生论文联合比对库 - 2024	74	0.5%	综合
10	cnn 卷积神经网络各层介绍和典型神经网络_cnn中的卷积层介绍-... 佚名 - 互联网文档资源 - 未知	73	0.5%	互联网

文字标注

■ 自写片段

■ 复写片段

■ 引用片段

■ 专业术语

■ 自引片段

武汉科技大学成人高等教育本科毕业论文

成人高等教育本科毕业论文

题目：基于OpenCV的情绪识别

系统的实现

学 院：继续教育学院

专 业：

学 号：

学生姓名：

指导教师：

日 期：

摘 要

目的：人脸情绪识别技术在情感计算和人机交互领域具有重要意义，为理解人类情绪提供了一种直观且有效的途径。本研究旨在开发一个基于OpenCV的高精度人脸情绪识别系统，结合传统计算机视觉技术和深度学习方法，精准识别人类情绪状态，并探讨其在心理健康评估、智能监控等领域的应用潜力。

方法：该系统采用先进的数据预处理技术对图像进行降噪处理，提升后续处理的准确性。在人脸检测方面，系统比较了传统的HAAR分类器与现代的MTCNN方法，结果表明MTCNN在检测效果上具有显著优势。系统通过特征工程提取了人脸的关键特征，如局部二值模式（LBP）和Gabor滤波器特征，这些特征对情绪识别至关重要。分类器方面，系统选择支持向量机（SVM）作为传统方法的代表，并结合卷积神经网络（CNN）进行情绪分类，充分发挥CNN在特征提取和情绪分类中的优势。

结果：实验结果验证了深度学习方法在复杂情绪表达识别中的有效性，系统在多种情绪状态下展现了较高的准确率和鲁棒性。通过与传统方法的对比，证明了MTCNN在提高人脸检测精度方面的优势，且CNN在情绪分类中的表现显著优于SVM。

结论：本研究开发的高精度人脸情绪识别系统在理论上具有创新性，并在实际应用中显示出了良好的性能。该系统为情绪分析、人机交互等领域提供了可靠的技术支持，推动了相关技术的发展。未来的研究可以进一步提高模型的泛化能力和实时性能，并探索更多深度学习架构和优化策略，为构建更加智能和人性化的计算机视觉系统奠定基础。

关键词：OpenCV；MTCNN；LBP；Gabor；SVM；CNN；人脸情绪识别系统

Abstract

Objective: Facial emotion recognition technology is of great significance in the fields of affective computing and human-computer interaction, providing an intuitive and effective way to understand human emotions. This study aims to develop a high-precision facial emotion recognition system based on OpenCV, combining traditional computer vision techniques and deep learning methods to accurately recognize human emotional states and explore its potential applications in psychological health assessment, intelligent monitoring, and other fields.

Methods: The system employs advanced data preprocessing techniques to denoise images and improve the accuracy of subsequent processing. For face detection, the system compares the traditional HAAR classifier with the modern MTCNN method, which demonstrates a significant advantage in detection performance. The system extracts key facial features using feature engineering, such as Local Binary Pattern (LBP) and Gabor filter features, which are crucial for emotion recognition. As for the classifier, the system uses Support Vector Machine (SVM) as a representative of traditional methods and integrates Convolutional Neural Networks (CNN) for emotion classification, leveraging CNN's advantages in feature extraction and emotion classification.

Results: The experimental results validate the effectiveness of deep learning methods in recognizing complex emotional expressions, with the system showing high accuracy and robustness across various emotional states. Comparisons with traditional methods demonstrate the superior face detection performance of MTCNN, and CNN outperforms SVM in emotion classification.

Conclusion: The high-precision facial emotion recognition system developed in this study is innovative in theory and demonstrates strong performance in practical applications. The system provides reliable technical support for emotion analysis, human-computer interaction, and other fields, driving the development of related technologies. Future research could further enhance the model's generalization ability and real-time performance, explore additional deep learning architectures, and optimization strategies, thereby laying the foundation for building more intelligent and user-friendly computer vision systems.

Key words: OpenCV; MTCNN; LBP; Gabor; SVM; CNN; Facial emotion recognition system

目 录

TOC \o "1-3" \h \u HYPERLINK \l _Toc19190 摘 要 I

Abstract II

1 绪 论 1

1.1 研究背景 1

1.2 开发前景 1

1.3 国内发展趋势 1

1.4 国外发展趋势 2

1.5 系统主要研究内容 2

2 系统开发环境及相关技术介绍 3

2.1	OpenCV技术介绍	3
2.2	HAAR分类器介绍	3
2.3	MTCNN技术介绍	4
2.4	LBP 技术介绍	4
2.5	Gabor技术介绍	4
2.6	SVM技术介绍	5
2.7	CNN技术介绍	5
3	系统分析	5
3.1	可行性分析	6
3.1.1	技术可行性	6
3.1.2	经济可行性	6
3.2	系统功能需求	7
3.2.1	系统规模设计目标	7
3.2.2	系统功能描述	7
4	系统设计与实现	8
4.1	系统总体框架	8
4.2	图片情绪识别工作流程	8
4.3	实时情绪识别工作流程	10
4.4	传统方法实施过程	12
4.4.1	数据预处理	12
4.4.2	人脸检测与特征提取	14
4.4.3	SVM分类器训练	14
4.5	深度方法	14
4.5.1	神经网络结构与权重结构	14
4.5.2	卷积层操作	16
4.5.3	池化层操作与选择	16
4.5.4	数据归一化	16
4.5.5	全连接层与Softmax函数	16
4.6	模型训练评估	16
4.6.1	深度方法模型评估	16
4.6.2	浅度方法模型评估	17
5	系统测试	18
5.1	软件测试目的	18
5.2	软件测试方法	18
5.3	测试用例	18
6	结论	19

进入新时代，信息技术的快速发展使得人工智能中的人脸识别技术也得到了快速发展，其中，人脸表情识别成为研究热点。近年来，由于深度学习、卷积神经网络和多层感知器等相关算法成为学者们的研究热点，因此它们在面部表情识别领域的广泛应用也是人脸情绪识别探索和研究的重点。此外，计算机软件在人类日常生活中的应用非常广泛，因此设计和实现一个智能、实时、通用的面部情绪识别系统UI界面也非常重要。因此，本文首先通过训练FER2013, jaffe和ck+等表情数据库，完成了基于OpenCV框架的面部表情识别模型。其次，通过PyQT5、OpenCV、Keras等库设计并实现了系统UI界面。最终结果表明，该系统基于算法模型，设计并实现的UI界面不仅可以识别保存的图片，还可以通过摄像头实时识别人脸情绪，系统整体效果突出[1]。

面部情绪识别的计算执行是一个非常有趣和具有挑战性的任务。除了解释面部情绪表达是人类自然完成的任务外，寻找以相同或类似方式再现它的计算机制仍然是一个未解决的问题。设计和开发能够从人脸中解读面部情绪的算法解决方案，为人机交互环境打开了一扇新的可能性窗口，例如机器人、游戏、数字营销、智能辅导系统等。我们越早能够设计出这样的识别器，我们就越能帮助理解心理学、神经科学、人类认知和学习的自然领域[7]。尽管如此，人类的表达行为如何在不同的个体之间保持不变，以及生物和社会方面如何随着时间的推移干扰人类的交流，都是值得研究和计算建模的有趣问题，以及它们之间的相关性[10-12]。

近年来，中国国内和全球范围内计算机视觉领域都呈现出了一系列明显的发展趋势。首先，深度学习技术的广泛应用正在成为该领域的主导趋势。随着深度神经网络的不断发展和优化，以及大规模数据集的可用性增加，深度学习在图像识别、物体检测、人脸识别等任务中取得了巨大成功。在中国国内，众多科研机构和高科技企业都在积极投入深度学习相关技术的研发与应用，推动了该领域的迅速发展。

其次，跨模态信息融合成为了一个研究热点。人类社交交流通常涉及多种信息，包括面部表情、语音、手势等。通过将这些信息进行有效融合，可以提高情绪识别、人机交互等领域的性能和准确性。在全球范围内，越来越多的研究关注于跨模态信息融合技术的发展，探索如何更好地结合不同信息源来提高计算机视觉系统的效能。

第三，实时性和边缘计算的重要性日益突显。随着物联网和智能设备的普及，对于计算资源和响应速度的要求也越来越高。因此，将计算机视觉算法应用于边缘设备并实现实时处理成为了一种发展趋势。中国国内的一些企业和研究机构正在加大对于边缘计算和实时视觉处理技术的研发投入，以满足不断增长的智能设备需求。

最后，隐私保护和安全性问题备受关注。随着人们对于个人隐私的重视程度不断提高，以及数据泄露和恶意攻击的频发，对于计算机视觉系统的安全性和隐私保护提出了更高的要求。因此，在中国国内和全球范围内，研究人员和企业都在积极探索安全可靠的计算机视觉算法和系统，并致力于开发符合隐私保护法规要求的新型技术和解决方案[2]。

计算机视觉技术在各个领域的迅速发展预示着其在未来的巨大潜力。到2025年底，市场价值预计将达到300亿美元，而到2030年，全球市场份额预计达到500亿美元。其中，优化数据质量是一个重要趋势，深度学习技术的进步

使得数据质量的提升成为可能，从而降低了成本并拓展了更多的应用场景。此外，计算机视觉技术在健康与安全领域扮演着关键角色，例如通过监测建筑工地的安全行为和防止病毒传播等方式，为人们的生活和健康提供了保障。在零售业中，计算机视觉技术的应用已经开始改变购物体验和管理效率，如无收银员商店和智能库存管理系统等。同时，该技术也在自动驾驶汽车领域取得了重大进展，通过监测驾驶员状态提高了驾驶安全性。最后，在边缘计算领域，计算机视觉技术的应用有望满足对数据隐私的需求，为安全监控提供了新的解决方案。综上所述，计算机视觉技术的不断发展将为各行业带来更多的创新和便利，为未来科技发展和社会进步提供了坚实基础。

图 1-1 全球市场份额

1.5 系统主要研究内容

本研究的核心目标是构建一个高效的人脸情绪识别系统，该系统将结合传统的计算机视觉技术和先进的深度学习算法，以实现对人类情绪状态的精确识别。系统的设计将注重于动态化和系统化的情绪检测，以及信息管理的规范化和高效化。研究将涵盖数据预处理、人脸检测（采用HAAR分类器和MTCNN方法）、特征工程（利用LBP、Gabor特征和SVM分类器）以及深度学习方法（包括人脸检测和卷积神经网络用于特征提取和分类）。系统将能够处理静态图像和实时视频流中的人脸情绪，以满足不同应用场景的需求。

在本章中，我们探讨了人脸情绪识别系统的研究背景、开发前景、国内外发展趋势以及系统的主要研究内容。我们了解到，随着人工智能和计算机视觉技术的进步，人脸情绪识别已成为研究热点，对于人机交互、心理学研究等领域具有重要意义。国内外的发展趋势表明，深度学习技术、跨模态信息融合、实时性和边缘计算以及隐私保护和安全性问题是目前该领域的关注焦点。本研究的主要内容是开发一个结合传统和深度学习方法的人脸情绪识别系统，旨在提高识别的准确性和实用性。通过本章的讨论，我们为后续的系统设计和实现奠定了理论和技术基础。

2 系统开发环境及相关技术介绍

2.1 OpenCV技术介绍

OpenCV（Open Source Computer Vision Library）是一个开源的计算机视觉库，其中它可以解决各种复杂的计算机视觉任务，这得益于它的丰富图像处理以及计算机视觉算法。OpenCV库提供了丰富的程序语言接口，使得跨平台性的优势更加明显，开发者可以在大部分的平台上使用OpenCV库开发计算机视觉程序[3, 6, 7]。

其中OpenCV在本系统的实现中，由于它提供了大量的计算机视觉的算法实现与实施，例如HAAR特征分类器，SIFT（尺度不变特性变换）以及SURF（加速鲁棒特征）等都对本文的实时情绪检测功能做出了贡献。实时检测功能需要获取计算机的摄像头权限，而OpenCV提供了实时视频分析以及摄像头权限获取的工具包，使得开发者能够实现人脸实时检测的功能。

除了以上提到的这些功能，OpenCV的图像深度学习模块能够进一步地提取图像的特征，帮助开发者高效的处理计算机视觉应用。

2.2 HAAR分类器介绍

HAAR分类器是一个基于特征的物体检测方法。HAAR分类器基于HAAR特征，这种特征一般被描绘成一种矩形区域的局部特征，它用来检测目标区域的亮度变化。由黑色和白色矩形区域组成的Haar特征，通过在图像中滑动这些特征模板并计算不同区域内像素的亮度变化，可以得到一系列的特征值。利用这些采用了Adaboost算法实现了的特征值来区分的特征尤为擅长处理人脸检测以及行人检测等应用，由于其简单易懂、计算速度快、检测准确率高的特点被广泛应用。但HAAR分类器在复杂的环境以及变化无常的光照环境之中性能可能会受到些许影响。但在本文设计的系统当中，人脸检测功能会与其他功能相结合，去获取更高的人脸情绪识别能力。

2.3 MTCNN技术介绍

MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) 是一种用于人脸检测的深度学习算法。相比传统的人脸检测方法, MTCNN在速度和准确性上都取得了显著的提升, 成为了当前人脸检测领域的一种主流方法[4]。

MTCNN的核心思想是采用级联式的卷积神经网络来实现人脸检测。它由三个级联的卷积神经网络组成, 分别用于不同尺度下的人脸检测任务: P-Net、R-Net和O-Net。

P-Net: 这是MTCNN处理图像的第一个阶段, 它粗糙的生成候选框, 通过不同的尺度人脸检测框在图像上滑动, 同时生成人脸候选区域。

R-Net: 这是MTCNN的第二阶段, 对于P-Net生成的候选图像区域进行进一步的筛选和修改, 用来提高人脸识别的准确性。

O-Net: 这是MTCNN处理图像的最后一个阶段, 对于每一个阶段的候选框和图像都进行了进一步的处理, 并且对于图像进行特征提取操作。

对比HARR分类器来说, MTCNN的人脸检测更加深度也更加高效, 进一步提高了检测效果。降低了在复杂环境下对图像特征的性能降低的问题。

2.4 LBP 技术介绍

LBP (Local Binary Patterns) 是一种用于图像处理和模式识别的特征描述。LBP算法在本文设计的系统当中不仅应用在行人检测和人脸识别当中, 而且还在纹理分析方面有不错的表现。在纹理分析方面, LBP将图像每个像素点周围的像素值与中心像素值进行比较, 进行一系列的数之间的转换操作, 之后绘制LBP直方图在局部区域内计算图像的纹理特征[8]。

在本文设计的系统中, LBP的计算简单, 不受光照变化影响以及对图像噪声处理方面都具有一定的鲁棒性, 以上的特点都非常适合本文设计的人脸识别, 情绪识别等功能应用。

2.5 Gabor技术介绍

Gabor滤波器是一种用于图像处理和分析的滤波器[13]。它在计算机视觉领域被广泛应用于纹理分析、特征提取、目标检测等任务中。Gabor滤波器基于的Gabor函数, 由于这个函数具有方向、尺度和频率的参数, 所以在计算图像的局部特征, 尤其是纹理特征时, 有非常不错的表现。在图像通过Gabor滤波器操作之后, 图像响应会返回图像在不同频率和方向上的纹理特征[9]。

在本文设计的系统当中, Gabor滤波器可以帮助图像区分不同的物体和场景且对于光照和变形有一定的鲁棒性都极其适合作为本文设计的系统图像处理滤波器。

2.6 SVM技术介绍

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种用于模式识别和机器学习的监督学习算法。SVM在分类、回归和异常检测等领域都有广泛的应用。

在本文设计的系统中, SVM主要应用在特征提取功能上, 但是这个功能一般都基于局部二值模式 (LBP) 以及Gabor特征等。SVM一旦获取了有效的人脸特征, 接下来就需要将这些特征用于情绪分类。SVM可以作为一个强大的分类器来训练情绪识别模型, 通过学习训练数据中不同情绪类别之间的边界来进行情绪分类。在训练过程中, SVM可以根据提供的标签来调整决策边界, 从而使得不同情绪类别的分类更加准确。

总得来说, SVM的优点就是可以对高维特征的处理能力和较好的泛化能力, 使得它作为人脸情绪的分类器。

2.7 CNN技术介绍

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）是一种深度学习模型，专门用于处理具有网格状拓扑结构的数据，如图像、视频和音频等。CNN的设计灵感来源于生物学中的视觉系统，通过层层堆叠的卷积层、池化层和全连接层来提取和组合输入数据的特征，从而实现对复杂模式的学习和识别。卷积神经网络主要包含三层：

卷积层：卷积层是CNN的核心部分，其中包含了多个卷积核（也称为滤波器），每个卷积核在输入数据上进行滑动操作，通过卷积运算提取局部特征。卷积操作可以有效地捕获图像中的空间局部信息，从而提取图像的特征。

池化层：池化层用于减小卷积层输出的维度，并提取特征的位置不变性。通常使用最大池化或平均池化来实现，通过对局部区域进行池化操作，保留区域内的最大值或平均值作为输出，从而降低数据的维度。

全连接层：全连接层用于将卷积层和池化层提取的特征进行组合和分类。它是一个标准的神经网络层，每个神经元与前一层的所有神经元相连，通过权重参数来实现特征的线性组合，并通过激活函数进行非线性变换[5]。

总体而言，第二章为我们提供了系统开发所需的关键技术背景，确保了后续章节中系统设计和实现的可行性和技术基础。通过这些技术的结合使用，我们的系统将能够更准确地进行人脸情绪识别，满足现代信息技术发展的需求。

3 系统分析

系统分析部分将从可行性分析、技术可行性、经济可行性以及系统功能需求来分析系统的落地可行性。

3.1 可行性分析

可行性分析研究的重点在新系统是否正常使用和效益等方面所进行的初步研究,针对新系统是否可以实现并值得进行投资等问题作出评估,为了避免浪费了大量的人力物力之后才发觉新系统并没有投入使用或使用之后没有在在的经济价值,对新系统所进行的可行性分析,要求用最少的投资成本带来最高的经济效益。

3.1.1 技术可行性

系统会采用传统的数据预处理技术，即对输入的图像进行降噪处理，提升后续对图像的分类的准确性，在图像输入卷积神经网络时，在卷积神经网络的池化层时，本文设计的系统会选用最大池化操作，进一步获取图像一个区域内的最大特征值，减少卷积神经网络的计算量同时减少训练模型时间。

在人脸检测阶段，本文设计的人脸情绪识别系统采用了现代的MTCNN方法，因为其深度，以及对图像进行多步处理的操作使得它在人脸检测操作上不会因为复杂的环境而降低较多的性能并且它在图像处理操作性能表现极其高效且快速，为后续的情绪识别提供了高的基础，进一步提高了人脸情绪识别系统的准确性。

通过特征工程，系统提取了人脸的关键特征，如局部二值模式（LBP）和Gabor滤波器特征。这些特征对于情绪识别至关重要，能够为分类器提供丰富的信息。

最后系统在图像分类器选择了支持向量机（SVM）和卷积神经网络，两者都在图像分类方面表现良好。卷积神经网络不仅可以用于图像分类器，还可以在情绪分类上学习到图像的深度特征[15]。

3.1.2 经济可行性

随着计算机视觉技术的进步，各行各业都离不开计算机视觉技术的支持，例如当代大部分电子产品，当用户从不同的设备登录或者获取重要信息时，产品都会获取用户的人脸信息核对是否是用户本人在操作，所以在市场的推动下，都和本文设计的人脸情绪识别系统相呼应，使得技术推进的更快且获取广大市场的支持。

在系统初期可能会需要较高的经济投入，但随着计算机硬件以及技术的进步，在后期的投入可能会逐渐减少且在后期会获得较高的经济回报。

在其他领域，计算机视觉技术对交通自动驾驶方面提供了帮助，使得司机在疲惫的状态也能辅助司机驾驶提供了一定的安全性。在医疗领域，计算机视觉技术使得医生以及病人家属不用太大的关注也能通过病人的体征表现的形式告诉医生及家属病人的状态如何。

总而言之，**涉及到计算机视觉技术的系统**，在短时间内可能会需要一定的经济支持但在长远角度来看，计算机视觉技术在各行各业都有着突出的表现，在后期可以给投资者带来较大的回报。

3.2 系统功能需求

3.2.1 系统规模设计目标

随着信息时代不断的发展和信息技术的普及，计算机视觉技术被广大的人民群众所需要，因为其智能化，响应速度快等特点被广泛的应用在各行各业。在安全性方面，例如大部分银行都应用了计算机视觉算法及系统，在用户需要登陆账号或者查看全部资产的功能时都会对使用者人脸进行动态的实时比对[14]。在医疗领域，例如肺部的CT扫描由于肺部结构复杂且一些肺组织可能会对设备进行相对较强的阻挡时会对扫描结果产生较大的误差，但计算机视觉算法可以通过大量的肺部数据进行模型训练从而在现有的CT 扫描结果中获取正确的肺部结构。在交通领域，在道路一些的摄像头拍摄道路情况的时候，系统会对车流量进行分析，从而在大部分的地图应用软件更新路况信息从而使路段司机能够对现有的路况信息做出正确的判断，从一定程度上解决城市拥堵的问题。现阶段系统的有以下目标：

- (1) 删除不必要的管理漏洞，实现管理系统自动化、科学化。
- (2) 程序代码标准化，所用技术统一化，确保软件的可维护性和用户体验感受。
- (3) 能够实现与多个相关数据库的连接，并从中提取所需信息。确保不同数据库表之间相关联的项目能够顺利交换数据。

3.2.2 系统功能描述

人脸情绪预估：在第一个阶段，系统应该能够检测到人脸，其次对训练集的人脸结果进行预估，并且将对比结果和数据集内的标签进行对比，周而复始的进行训练，获取更好的模型。

人脸特征提取：通过本文设计系统时使用到的多种函数对人脸特征进行提取，通过基于人脸的特征学习特征并且学习到人脸在表现不同情绪的时候的表现从而提升系统的模型预测准确度。

人脸实时识别：通过现有的函数对检测到的人脸进行横向以及纵向的矩形划分，并且对摄像头矩形内的人脸进行特征提取，从而对现有的人脸进行对应的情绪识别，并且将结果描述在画面内。

图片识别：系统能够获取系统的操作权限，从而使得用户能够上传图片到系统内，识别用户上传的图片情绪，并且绘制对应的情绪概率分布直方图，并从七个情绪分布中选择最高概率的情绪作为结果返回给用户。

在第三章中，**我们对系统的功能需求进行了全面的分析和规划**。本章首先从可行性分析的角度出发，探讨了技术可行性和经济可行性，确保了系统设计的实施性和市场价值。技术可行性分析强调了采用的数据预处理、人脸检测技术（如HAAR分类器和MTCNN）、特征工程和深度学习方法（包括SVM和CNN）的先进性和适用性。经济可行性分析则考虑了系统的初期投入与长期回报，指出随着技术进步和市场需求的增长，系统有望实现经济效益的增长。

4 系统设计与实现

4.1 系统总体框架

总的来说，**系统的简化总体框架如图4-1所示**，本文设计的系统的不光包含实时情绪识别功能，还包括了图片情绪识别功能以及视频情绪识别功能，其中图片情绪识别功能就是程序允许操作系统，访问文件，使得用户能够在

系统中访问文件，选择要上传的图片之后上传到系统，系统可以绘制对应的情绪分布概率直方图，从而选择最高概率的情绪并且返回结果。系统的视频情绪识别功能和图片情绪识别功能有异曲同工之处，都是允许程序访问系统，用户选择要上传的一段视频之后，系统会对视频中的人脸进行视频流的实时分析。

图 4-1 系统总体功能框架

4.2 图片情绪识别工作流程

首先，系统会通过import os的操作获取程序访问系统文件的权限，从而允许让用户在系统文件中选择想要上传的图片，之后用户启动GUI程序，获取一个可视化的界面来分析情绪数据，GUI程序如下图4-2所示：

图 4-2 GUI程序界面

启动GUI程序界面的是GUI.py但是具体的程序逻辑放在了ui.py文件中实现，这样做的目的是将程序代码模块化使得日后维护以及拓展功能变得更加方便。在维护方面，模块化的实施可以很大程度上解决程序员维护BUG的不方便性，能够快速找到程序中真正有问题的地方，以下代码函数实现了用户上传图片后的情绪分析逻辑：

在加载模型之后会在显示原图，另外会获取图片上的人脸并对人脸的表情进行直方图概率统计，返回最大概率的表情作为结果。

综上所述，本文设计的系统具体的工作流程，如下图4-3所示：

图 4-3 具体工作流程图

下面是一个对用户上传的一张图片进行预测了的实现截图，如下图4-4所示：

图 4-4 图像预测

4.3 实时情绪识别工作流程

首先，**程序会先使用argparse库解析命令行参数**，允许用户指定数据源（数据源可以是摄像头或者视频文件）。其次程序会加载已经事先用CNN训练好的模型，包括模型权重文件被编码在函数中。接着，程序使用了generate_faces函数对检测到的人脸图像进行尺寸调整和水平翻转等数据增强的操作，增加模型的泛化能力。最后程序使用定义好的predict_expression函数并执行以下操作：

- (1) 初始化摄像头或视频文件读取。
- (2) 循环读取视频帧，并将每一帧转换为RGB格式，并调整大小以适应显示。
- (3) 将RGB帧转换为灰度图像**，用于人脸检测。
- (4) 使用blaze_detect函数检测灰度图像中的人脸。
- (5) 对于检测到的每个人脸，使用generate_faces函数生成增广图像。
- (6) 使用加载的模型对增广后的人脸图像进行预测，得到表情分类结果。
- (7) 将预测结果转换为对应的表情名称。
- (8) 在原始视频帧上绘制人脸框和表情名称。
- (9) 显示处理后的视频帧。
- (10) 如果用户按下Esc键，则退出循环，释放摄像头资源并关闭所有OpenCV创建的窗口

下图4-5展示了实时视频检测的具体工作流程：

图 4-5 视频实时检测具体工作流程

下图4-6展示了实时视频情绪检测的效果：

图 4-6 实时检测效果图展示

以下是视频实时检测的详情代码：

4.4 传统方法实施过程

4.4.1 数据预处理

在实施传统方案之前，首先会进行对所选数据集进行预处理，预处理的步骤包括：

(1) 灰度化：这会对彩色图像转换为灰度图像从而简化数据处理的复杂性，同时保留足够信息进行足够的情绪识别。

(2) 直方图均衡化：通过调整图像的亮度分布，增强图像的对比度，使得面部特征更加明显。

(3) 降噪：应用高斯滤波等降噪技术，去除图像中的随机噪声，提高后续特征提取的准确性。

4.4.2 人脸检测与特征提取

在数据预处理部分完成之后，使用OpenCV库当中的HAAR分类器对人脸进行检测，该分类器能够定位图像中的人脸区域，并为后续的特征提取做准备。

在系统检测到人脸区域后，会应用以下技术：

(1) LBP：这会让系统计算每个像素点的LBP值，生成LBP直方图，捕捉面部的局部纹理值信息。

(2) Gabor滤波器：通过不同频率和方向的Gabor滤波器对图像进行卷积，提取面部的局部空间频率特征。

4.4.3 SVM分类器训练

接下来，我们会在以下数据集当中进行传统方法的模型训练：

(1) FER2013 (Facial Expression Recognition) 数据集是一个广泛使用的人脸情绪识别基准数据集。它包含了2,788张人脸图像，涵盖了七种不同的情绪类别：愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊讶和中性。这些图像从网络上收集而来，具有多样性，包括不同的背景、光照条件和人脸表情。FER2013数据集通常用于训练和评估情绪识别模型的性能，是情绪识别研究中的标准测试集之一。

(2) JAFFE (Japanese Female Facial Expression) 数据集专门收集了日本女性面部表情的图像。该数据集由近100张图像组成，每张图像都展示了基本的六种情绪之一：愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤和惊讶。JAFFE数据集的特点是图像质量高，情绪表达清晰，且所有图像都在控制环境下获取，这使得它成为研究情绪识别的宝贵资源。

(3) CK+数据集是一个用于情绪识别的较新的数据集，它包含了超过1,000张图像，涵盖了八种不同的情绪状态：愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊讶、冷静和厌恶。CK+数据集的特点是在自然环境下收集图像，包括各种背景和光照条件，这增加了情绪识别任务的难度和真实性。此外，CK+数据集还提供了详细的面部关键点标注，这对于基于面部特征的情绪识别研究非常有用。

4.5 深度方法

4.5.1 神经网络结构与权重结构

本文使用的神经网络结构是经典的Google的GoogLeNet设计的神经网络架构，具体的网络架构以及权重文件如下图4-7以及图4-8所示[11]：

图 4-7 卷积神经网络架构图

图 4-8 神经网络权重

4.5.2 卷积层操作

具体的模型训练过程，本文使用的是上文提到的卷积神经网络这个深度学习方法，其中卷积神经网络包含了三层，卷积层，池化层和全连接层。在本文设计的系统中，系统使用了3个卷积层分别是 $48 \times 48 \times 32$ 和两个

48×48×64，在卷积层时，图像会被调整大小至和卷积层一样，进行充分的图像处理。

4.5.3 池化层操作与选择

在卷积层处理过后，图像会进入池化层，池化层分为平均池化层和最大池化层，在图像经过一定大小的滤波器之后，会根据平均池化层和最大池化层进行不同的操作，本文池化层的滤波器大小都为2×2，如果选择平均池化层作为池化层操作，程序会计算出2×2范围内的平均数，然后移动滤波器到下一个2×2区域，这样做的好处是降低数据的拟合性同时对图片进行降维的操作。但本文选择的池化层操作时最大池化层操作，具体过程是，图像进入最大池化层，接着滤波器会选择一个2×2的区域将最大的数（特征）保留，然后移动滤波器到下一个区域，这样做能够防止数据过拟合，其次能够最大程度上对图片进行降噪处理且很大程度上可以保证图像的特征。最后最大池化层操作也能够对图片进行降维的操作。

4.5.4 数据归一化

图像在经过池化层操作之后，会在进入全连接层的时候对图像进行归一化的操作，所谓归一化就是将原本三维的图像转化成一个向量的数据进入全连接层。对数据进行归一化的操作目的是为了让模型在训练当中加速训练到收敛，其次增加模型的泛化能力，防止梯度爆炸和梯度消失等问题，在本文的运用当中，归一化的处理非常适合在图片情绪识别当中绘制直方图统计结果。

4.5.5 全连接层与Softmax函数

在全连接层神经网络当中，使用了ReLU激活函数目的就是为了引入非线性，这样使得神经网络在引入复杂的函数映射时能够提高神经网络的表达能力，如果神经网络不引入非线性的操作那么线性的操作会使神经网络会和线性回归没有太大区别。

而最终输出函数选用了softmax作为输出函数，这是因为softmax在输出多个概率分布的时候能够使得这几类的概率总和相加为1，将每个类的概率都控制在了0-1的范围，这样做可以使得输入归一化，让输出的数据变得类化，尤为适合本文设计的人脸情绪识别系统。

4.6 模型训练评估

4.6.1 深度方法模型评估

训练主要依托于FER2013、JAFPE和CK+这三个数据集。鉴于JAFPE数据集仅提供半身图像，因此进行了人脸检测的处理。在FER2013数据集的公开测试集（Pub Test）和私有测试集（Pri）上，模型的准确率均达到了大约67%，这一数据集由于是通过爬虫获取，存在标签不准确、水印干扰以及动画图像等质量问题。而在JAFPE和CK+数据集上，通过5折交叉验证的方法，模型的准确率均达到了约99%，这两个数据集由实验室提供，数据质量较为可靠和准确。执行相应的命令可以在选定的数据集（fer2013、jaffe或ck+）上进行指定批量大小（batch_size）的训练，并完成预定的迭代次数。训练过程中，将生成相应的训练过程可视化图表，图4-9和图4-10展示了在这三个数据集上的训练过程的统一绘图结果。

图 4-9 模型在三种数据集的损失

图 4-10 模型在三种数据集的预测准确率

4.6.2 浅度方法模型评估

传统方法也在三种数据集中表现出了不错的精确率，其中在FER2013的交叉验证集中只达到了70%的准确率，但是在CK+和Jaffe数据集上表现了不错的准确率，分别到达了80%和90%的准确率，这些结果表明，传统方法在人脸情绪识别任务中具有一定的有效性，尤其是在数据集质量较高的情况下。

在第四章中，本文详细讨论了人脸情绪识别系统的设计与实现。本章首先介绍了系统的整体框架，包括实时情绪识别、图片情绪识别和视频情绪识别等功能模块。这些模块共同构成了一个多功能的系统，能够满足不同场景下的情绪识别需求。除此之外，我们还对比了深度方法和浅度方法的实验结果，传统方法的人脸情绪识别系统通过结合LBP和Gabor特征以及SVM分类器，能够有效地识别基本的情绪状态。尽管在处理复杂情绪表达时可能存在局限性，但该方法在资源有限或对实时性要求不高的场景中仍具有应用价值。

5. 系统测试

5.1 软件测试目的

完成基本任务后，我们进入测试阶段和调试阶段。许多测试任务是在软件测试设施中执行的，以确保软件交付的质量。通常会有两种错误主要类型：程序逻辑错误和设计思维错误。第一种错误可以通过询问这些类型的错误并查看这部分代码来修复，而第二种错误则很难修复。在设计部分学院的开启选课通道和关闭部分学院选课通道时，要减少这些错误的可能性需要花费大量的时间和精力，因为这需要对开启选课和关闭选课进行大量的思考。这降低了应用以下代码的难度。这就是这篇论文的复杂性。

5.2 软件测试方法

系统使用黑盒测试方法来测试行为而不是应用程序的内部结构或性能，并将内部结构视为黑盒。也就是说，通过特殊的集成，可以获得一个特殊的输出。管理员选择正确的输入和不正确的输入来确定正确的结果。例如，功能性能测试。优点是易于实现，内部实现可以很轻松的达成。贴近用户需求。缺点是内部逻辑未知，所以覆盖率比较低。系统正式发布后经过测试后可以正常的运行。

5.3 测试用例

本次软件开发主要测试，每个PY程序能否正常运行，测试系统的功能完整性。

表5-1 系统运行测试用例

测试用例	测试步骤	预期结果	实际结果
Gui.py	选择对应的文件点击“Run”按钮，看看是否能出现弹窗。	运行成功	运行成功
Recognition_camera.py	在编译程序中，找到对应的文件，点击“Run”按钮，看看是否出现弹窗实时预测人脸。	运行成功	运行成功
Recognition.py	保存想要预测人脸情绪的视频到本地路径，在命令行激活环境输入对应的视频路径，进行视频人脸情绪预测	预测成功	预测成功

Train.py 在编译程序中，找到对应的文件，点击“Run”按钮，看看是否在训练模型。 运行成功 运行成功

在第五章中，本文介绍了具体的软件测试的目的以及本文运用的测试手段，在测试用例部分中，本章设计了多个测试用例都涉及到了本文系统的关键功能部分，而这些部分也能够完成运行，本次软件测试圆满成功。

6 结论

本研究旨在开发一个基于OpenCV的人脸情绪识别系统，该系统通过融合传统计算机视觉技术和深度学习算法，实现了对人类情绪状态的高精度识别。研究的核心在于利用先进的图像处理技术和机器学习模型，提高情绪识别的准确性和实时性，以满足现代信息技术发展的需求。

在系统设计初期，我们首先对输入的图像进行了数据预处理，包括降噪等操作，以确保后续分析的准确性。在人脸检测阶段，我们对比了传统的HAAR分类器和现代的MTCNN方法，最终选择了MTCNN，因为它在检测效果上更为优越，尤其是在复杂环境下的人脸检测任务中。这一选择为后续的情绪识别提供了坚实的基础。

特征工程是情绪识别的关键步骤。我们提取了人脸的关键特征，包括局部二值模式（LBP）和Gabor滤波器特征，这些特征对于情绪识别至关重要。LBP特征能够有效地描述人脸的局部纹理信息，而Gabor滤波器则能够捕捉人脸的频率和方向信息。这些特征的结合为情绪分类提供了丰富的信息。

在分类器的选择上，我们采用了支持向量机（SVM）作为传统方法的代表，以及卷积神经网络（CNN）作为深度学习方法的核心。CNN在特征提取和情绪分类中都发挥了重要作用，它能够自动学习到更深层次的特征表示。通过实验，我们验证了深度学习方法在人脸情绪识别任务中的有效性，尤其是在处理复杂情绪表达时，深度模型展现出了更高的准确率和鲁棒性。

系统的整体设计考虑了实际应用的需求，包括人脸实时识别、图片识别以及视频情绪识别等功能。我们通过PyQt5、OpenCV、Keras等库设计并实现了系统的用户界面，使得用户能够直观地上传图片或视频，实时观察情绪识别的结果。系统的用户界面设计简洁直观，易于操作，大大提高了用户体验。

在模型训练方面，我们使用了FER2013、JAFPE、CK+等公开数据集进行训练和验证。通过大量的实验和调优，我们得到了一个性能稳定的模型，该模型在FER2013数据集上的准确率达到67%左右，而在JAFPE和CK+数据集上的5折交叉验证准确率均达到了99%左右。这些结果表明，我们的系统在情绪识别任务上具有较高的准确性和可靠性。

尽管本研究取得了一定的成果，但仍有进一步优化和改进的空间。未来的工作将集中在以下几个方面：首先，我们将进一步优化模型结构，提高模型的泛化能力和实时性能。其次，我们将探索更多的深度学习架构和优化策略，以适应更复杂的情绪识别任务。此外，我们还将考虑将系统部署到移动设备上，使其能够在更广泛的应用场景中发挥作用。

总之，本研究开发的人脸识别情绪识别系统在理论和实践上都取得了显著的成果。它不仅为情绪分析、人机交互等领域提供了技术支持，也为未来相关技术的发展奠定了基础。随着人工智能技术的不断进步，我们相信该系统将在未来的智能应用中发挥更加重要的作用。

参考文献

- [1]雷燕,李杰,董博等.基于深度学习特征的多模态人脸快速识别研究[J].电子设计工程,2024,32(03):181-184+189.
- [2]王海旭.脑电情绪识别研究现状及展望[J].中国医疗设备,2024,39(01):161-165.
- [3]董鑫.基于OpenCV的目视控制软件平台设计及实现[D].哈尔滨理工大学,2020.
- [4]刘加聪,钟桂凤,盛儒好.基于OpenCV和MTCNN算法的遮蔽物影响下的人脸识别研究[J].电脑编程技巧与维护,2023,(11):120-124.
- [5]李冀,张学友,张俊杰等.基于残差卷积神经网络的高压直流故障测距方法[J/OL].哈尔滨理工大学学报,1-10[2024-03-05].
- [6]吕圣泽,陈昱彤,赵号.基于OpenCV的数字手势识别方法[J].电脑编程技巧与维护,2024,(01):119-121+129.
- [7]张代伟.基于OpenCV的视觉检测系统应用[J].机电信息,2024,(01):7-10.
- [8]Zhu Y,Meng L,Ma J,et al.Loss of LBP triggers lipid metabolic disorder through H3K27 acetylation-mediated C/EBP β -SCD activation in non-alcoholic fatty liver disease[J].Zoological Research,2024,45(01):79-94.
- [9]陈佳明,陈旭,任硕等.基于改进的LBP和Gabor滤波器的纹理特征提取方法[J/OL].南京信息工程大学学报(自然科学版),1-12[2024-03-05].

[10]Zhang Jin, Zhang Tuanshan, Sheng Xiaochao, et al. Detection of Residual Yarn in Bobbin Based on Odd Partial Gabor Filter and Multi-Color Space Hierarchical Clustering[J].Journal of Donghua University(English Edition), 2023, 40(06):649-660.

[11]He B ,Zhu C ,Li Z , et al.A Bayesian CNN-based fusion framework of sensor fault diagnosis[J].Measurement Science and Technology, 2024, 35(4):

[12]雷建云, 马威, 夏梦, 等. 基于DenseNet的人脸图像情绪识别研究[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2023, 42(06):781-787.

[13]闫靓, 周卉婷, 李争光. 噪声作用下的人脸面部情绪表情研究[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(04):654-660.

[14]李栋. 基于多模态融合的情绪识别系统设计与实现[D]. 沈阳工业大学, 2023.

[15]郑向前. 轻量化人脸检测与微表情识别关键技术研究[D]. 兰州大学, 2023.

致谢

在本论文的完成过程中，我得到了许多人的帮助和支持。在此，我怀着感激的心情，向所有给予我帮助的人表示衷心的感谢。

首先，我要感谢我的导师，感谢您在繁忙的工作中给予我悉心的指导与帮助。您不仅为我提供了宝贵的学术建议，也在研究过程中耐心指导我克服了一个又一个难题。您的严谨治学态度和宽广的学术视野，深深影响了我，激励我不断追求更高的学术水平。

同时，我也要感谢所有参与本研究的人员，感谢你们的支持和配合，尤其是为我提供宝贵数据和意见的同事们，你们的帮助为我的研究提供了坚实的基础。

最后，我要特别感谢我的家人和朋友们，正是你们在我疲惫时给予的鼓励和支持，才使我能够坚持走到今天。你们的陪伴让我感到温暖和力量。

衷心感谢所有给予我帮助的人，是你们的支持让我完成了这段学术旅程！

报告指标说明：

- 1.复写率：指相似或疑似重复内容在全文中的比重。
 - 2.自引率：指引用本人发表内容占全文的比重，需正确标注引用。
 - 3.他引率：指引用他人内容占全文的比重，需正确标注引用。
 - 4.专业术语率：指公式定理、法律条文、行业用语等在全文中的比重。
 - 5.去除本人引用相似率：指去除本人发表部分后，相似或引用内容占全文的比重，需正确标注引用。
 - 6.去除专业术语相似率：指去除专业术语后，相似或引用内容占全文的比重。
 - 7.自写率：指原创内容在全文中的比重。
 - 8.典型相似文章：指相似或引用内容占全文总相似比超过30%的文章。
-

相似片段中“综合”包括：《中文主要报纸全文数据库》《中国专利特色数据库》《中国主要会议论文特色数据库》《港澳台文献资源》《图书资源》《维普优先出版论文全文数据库》《年鉴资源》《古籍文献资源》《IPUB原创作品》

须知：

- 报告编号系送检论文检测报告在本系统中的唯一编号
- 本报告为维普论文检测系统算法自动生成，仅对您所选择比对资源范围内检验结果负责，仅供参考。

唯一官网：<https://vpcs.fanyu.com> 客服邮箱：vpcs@fanyu.com 客服热线：400-607-5550 客服QQ：4006075550