

蘭州資源環境職業技術大學

LANZHOU RESOURCES & ENVIRONMENT VOC-TECH UNIVERSITY

本科毕业设计



题 目：基于深度学习的青少年情感检测系统

设计与实现

学 院：信息工程学院

专 业：人工智能工程技术

年 级、班：2023 级人工智能工程技术（专升本）11 班

学 生 姓 名：张 露

指 导 教 师：尉雅晨

二〇二五年五月三十日

兰州资源环境职业技术大学学位论文原创性声明

本人郑重声明:所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外,本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体,均已在文中以明确方式标明。因本学位论文引起的法律后果完全由本人承担。

学位论文作者签名:

张璐

签字日期:2025年5月13日

基于深度学习的青少年情感检测系统设计与实现

张露

(兰州资源环境职业技术大学信息工程学院 2023 级人工智能工程技术专业(专升本)11 班, 甘肃
兰州 730021)

指导教师: 尉雅晨

[摘要]随着社会对青少年心理健康问题的关注度持续升高, 青少年情感检测水平精准提升是亟需解决的重要问题。本文针对传统情感检测方法依赖主观判断, 实时性不足的缺陷, 提出一种基于深度学习的青少年情感检测系统。本文采用卷积神经网络的三层卷积结构, 包含 1×1 , 3×3 和 5×5 的多尺度卷积核, 配合最大池化层和两层全连接层(具有 50% dropout), 将 $48 \times 48 \times 1$ 的灰度人脸图像特征映射为 8 类表情的分类结果。本文基于 FER2013, JAFFE 和 CK+ 多源数据集进行模型训练, 经过训练结果的对比, 选择出最佳模型。系统基于 Flask 框架开发, 集成了 MySQL 数据库与双检测模式(实时/图片), 在识别开心, 惊讶等积极情绪以及厌恶, 恐惧等负面情绪时, 展现出较高的稳定性。借助实时检测模式和图片检测模式, 系统能够捕捉复杂的情绪分布。尤其在标准化图片场景中, 其识别置信度高达 90.7%。青少年情感检测系统为深度学习驱动的青少年情感检测技术提供了实践依据与未来研究方向。

[关键词]深度学习; 青少年; 情感检测; 人脸表情识别; 心理健康

Design and implementation of Adolescent Emotion Detection System based on deep learning

Lu Zhang

(Class 11, Artificial Intelligence Engineering Technology (Professional Upgrade), College of Information Engineering, Lanzhou University of Resources and Environment, Class 2023, Lanzhou 730021, Gansu)
Tutor: Yachen Wei

Abstract: With the increasing social attention to adolescent mental health problems, it is an important issue to improve the accuracy of adolescent emotion detection. Aiming at the defects of traditional emotion detection methods that rely on subjective judgment and lack of real-time performance, this paper proposes a adolescents' emotion detection system based on deep learning. In this paper, a three-layer convolutional structure of convolutional neural network (including 1×1 , 3×3 and 5×5 multi-scale convolution kernels) with a Max pooling layer and two fully connected layers (with 50%dropout) is used to map the $48\times 48\times 1$ gray scale face image features into the classification results of 8 types of expression. In this paper, the model is trained based on FER2013, JAFFE and CK+ multi-source data sets, and the best model is selected after comparing the training results. The system is developed based on Flask framework, integrating MySQL database and dual detection mode (real-time/image). The system test results show that the system shows high stability in recognizing positive emotions such as happiness, surprise and negative emotions such as disgust and fear. With the help of real-time detection mode, the system is able to capture complex emotion distribution. Especially in the standardized image scene, the recognition confidence is as high as 99.9%. The adolescent emotion detection system provides a practical basis and future research direction for the adolescent emotion detection technology driven by deep learning.

Key words: Deep learning; Teenagers; Emotion detection; Facial expression recognition; Mental health

目 录

摘 要.....	I
Abstract.....	II
1 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	1
1.3 研究内容及论文结构安排.....	2
2 相关理论与技术基础.....	3
2.1 深度学习	3
2.2 卷积神经网络	3
2.3 多尺度特征融合	6
3 基于 CNN 的青少年情感检测模型设计	6
3.1 数据描述	7
3.2 人脸检测与定位.....	7
3.3 表情特征提取	7
3.4 人脸表情分类	8
3.5 模型设计	8
3.6 训练环境与参数.....	9
3.7 模型评估	9
4 系统设计与结果分析.....	10
4.1 需求分析	10
4.2 系统可行性分析.....	11
4.3 系统设计	11
4.4 结果分析	16
5 系统测试.....	18
5.1 测试目的	18
5.2 测试环境	18
5.3 功能测试	18
6 总结与展望.....	22
6.1 总结	22
6.2 展望	22
参考文献.....	23
致 谢.....	24

1 绪论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

近年来，人工智能和深度学习技术迅猛发展，人脸表情识别逐渐成为计算机视觉和情感计算领域的重要研究方向。人脸表情作为情感表达的关键途径，能直观展现个体情绪状态。对青少年来说，其情感状态直接影响学习效率与心理健康，准确识别其表情，对研究学习体验，优化教学方法及实施心理干预意义重大。

传统人脸表情识别依赖主观意识，难以快速，精准捕捉青少年情感变化。基于深度学习的方法，通过构建深层神经网络模型，自动学习丰富抽象的特征表示，大幅提升识别的准确性与鲁棒性。卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）作为深度学习中最核心的模型架构之一，广泛的应用于各类问题求解，并能在复杂多样的环境下体现出稳定的性能。青少年情感检测系统可以实时检测青少年情感变化，为学校，社会等机构提供学生情绪反馈，助力学习需求与心理健康分析，评估教学体验感及教学策略调整，还可用于远程教育等在线学习体验感的提升。

CNN 技术在青少年情感检测领域具有广阔的发展前景，未来将与语音识别，文本分析等技术深度结合，通过多模态融合以全面且精准地捕捉青少年情感状态，打破单一模态检测的局限性。

1.1.2 研究意义

本文主要讨论深度学习技术在青少年情感检测领域的应用，通过将 CNN 和 Open-CV 等深度学习技术应用于青少年情感检测系统，融合教育心理学，计算机科学与人工智能技术等多学科理论知识，通过不断优化模型，为精准捕捉青少年情感变化提供高效且准确的工具和方法，极大提升了问题解决效率与精度。

青少年作为国家未来的希望，其情感状态深刻影响社会稳定与发展。本文设计的青少年情感检测系统能实时，有效的检测青少年情感，这对于营造和谐校园环境，助力青少年团体健康成长具有重大意义。此外青少年情感检测系统还能为社会领域的情感检测工作提供可借鉴的经验，推动整个社会情感智能水平的整体提升。因此，本文不仅在理论上对深度学习技术进行探索研究，设计并实现的青少年情感检测系统在社会层面也将产生积极的影响，具有重要的研究和应用价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 国内研究现状

人脸表情识别技术的发展致力于将先进的人脸识别技术和表情检测结合，以实现人脸表情识别技术在教育领域和心理行业的应用。2020 年，李珊^[1]等人对代表性的深度表情识别方法在不同数据集上的性能进行了比较，并对不同类型的网络框架技术从模型计算量，识别精确度，存储空间，计算效率等方面进行评估。为算法之间的比较提供了有价值的视角。2022 年，李小兰^[2]等人总结了教学质量分析中人脸

表情识别方法的研究现状，为教育领域中人脸表情识别的研究提供了深刻的见解。2023年，曾晴^[3]等人提出了基于多层卷积神经网络的人脸表情识别方法，这为基于人脸表情识别的青少年情感检测系统提供了重要的理论和方法支持。2023年，史志博^[4]等人提出一种融入注意力的残差网络人脸表情识别方法。与原ResNet模型方法相比，以较小参数量的增加取得更好的识别效果。同年，武家逸^[5]提出基于特征增强和多头注意力融合的面部表情识别方法，有效提升了模型的识别性能。

1.2.2 国外研究现状

在国外，人脸表情识别技术与情感检测技术在教育应用研究领域也引起了广泛关注。一些国际知名高校和研究机构已取得重要进展。1998年，Christine L. Lisetti^[6]等人使用backprop-agation算法来训练面部表情，通过多样化的数据集提高了模型泛化能力。2010年，Neeta Sarode^[7]等人采用了基于二维外观的局部方法实现了一种非瞬态面部特征的提取和四种面部表情的识别方法。提高了从灰度图像中识别面部表情的准确率。2021年，Olufisayo S. Ekundayo^[8]等人通过对面部表情强度估计的研究，列出了一些尚未解决的问题，并提出了该技术未来的研究领域。2023年，Muhammad Sajjad^[9]等人综述了深度面部表情识别的研究现状，挑战，应用及未来方向。作为人工智能领域的一个重要分支，FER已被广泛应用于医疗保健，安全和驾驶安全等领域，在人机交互智能化方面发挥着重要作用。在二十世纪九十年代，美国麻省理工学院的Breazeal开发了婴儿机器人Kismet，该机器人可以判定微笑，皱眉和扬眉等表情，并以高兴，吃惊，厌恶和沮丧等表情进行回应，展示了人脸表情技术的实际应用场景。此外，多个国际会议和期刊也设立了针对基于人脸表情识别技术的青少年心理辅导和教育应用领域的专题讨论和论文发表专区，为该领域的研究提供了重要的交流平台。

1.3 研究内容及论文结构安排

本文共由五章组成，组织结构与安排如下：

第1章 绪论。

本章阐述青少年情感检测的研究背景，并强调深度学习在表情识别中的潜力。其次，分析传统情感检测方法依赖主观判断的局限性，提出基于CNN的解决方案；最后，明确研究目标——构建实时，精准的情感检测系统，为青少年心理健康检测提供技术支持。

第2章 相关理论与技术基础。

本章从系统所需的相关理论切入，围绕深度学习框架下的CNN来重点解析其卷积层，池化层，及全连接层的协同工作机制。并引入多尺度特征融合技术强化表情细节捕捉能力，阐明技术流程与关键算法，为后续系统模型设计与实现奠定理论框架。

第3章 基于CNN的人脸表情模型设计。

本章聚焦模型构建，通过FER2013，JAFFE和CK+数据集来进行模型训练，并通过实验对比，选取适合青少年情感检测系统的模型。

第 4 章 系统设计与结果分析。

本章介绍基于 Flask 框架的轻量化系统实现，采用三层架构（表示层，业务逻辑层，数据访问层），集成 MySQL 数据库与实时/图片双检测模式，设计并实现了基于深度学习的青少年情感检测系统。实验结果表明系统在标准化图片中置信度高达 90.7%，可实时场景捕捉复杂情绪分布，验证其具有一定的实际应用潜力。

第 5 章 总结与展望。

总结研究成果，指出系统在准确性，实时性方面的优势，反思隐私与伦理挑战；展望未来需融合多模态数据，优化算法鲁棒性，并加强伦理法规建设，推动情感检测技术的可持续发展。

2 相关理论与技术基础

2.1 深度学习

深度学习是机器学习的一个分支，基于人工神经网络的结构与功能，模拟人脑神经元连接方式处理和分析数据。比如想要计算机认猫，过去需人工设定“猫有四条腿，一条尾巴”等规则，现在只需提供海量猫与非猫的图片，它便能自行从数据中“琢磨”特征：先捕捉线条，颜色等简单元素，再组合出猫脸，猫身等复杂形态，最终判断新图片是否为猫。这一过程借助构建具有多个隐藏层的神经网络模型，逐步学习数据的复杂模式与结构，实现自动特征提取和模式识别。

深度学习具备强大的特征学习能力，无需人工设计特征，能从数据中自动学习复杂特征，大幅提升模型性能与准确性。不仅可处理大规模数据，还在图像识别，自然语言处理，语音识别等领域成果显著。而且，随着数据量增加，深度学习模型性能不断提高，泛化能力与适应性极强，就好比人看了无数只猫后能熟练认猫，它也能从大量数据中“聪明”学习，应对图像，语音，文字等超复杂任务。

2.2 卷积神经网络

CNN 是一种特别适用于处理具有网格结构数据（如图像）的深度学习模型。在 2018 年 JiuxiangGu^[10]等学者发表的《Recent advances in convolutional neural networks》一文中对 CNN 的各个组件以及进展情况进行了总结和解读。CNN 的基本架构由多个卷积层，池化层和全连接层组成。

(1) 卷积层。卷积层的工作原理与数学中的矩阵点乘运算非常类似，但具有其独特的特点和操作方式。在卷积层中，首先定义一个指定大小的卷积核。这个卷积核是一个小的矩阵，其中包含了一些预先设定好的权重值。卷积核的大小通常远小于输入数据的尺寸，通常情况下为 3×3 , 5×5 等。接下来，将卷积核与输入数据进行逐元素相乘，然后求和得到输出。这个过程可以看作是卷积核在输入数据上滑动，每次移动一定的步距，并在每个位置上执行上述的乘积和求和运算。最终，所有的乘积和求和结果重新排列成一张新的特征图，这就是卷积层的输出。

如图 2.1 卷积计算所示。是一个 5×5 的矩阵，卷积核的大小为 3×3 ，计算之后的其中一个值为 $1 \times 1 + 0 \times 1 + 1 \times 1 + 1 \times 0 + 1 \times 0 + 1 \times 0 + 1 \times 1 + 1 \times 0 + 1 \times 1 = 4$ 。卷积核在输入特征图上滑动，每移动一次，都与对应的值相乘再相加，最终得到一张输出

特征图。卷积核在输入特征图上滑动，每移动一次，都与对应的值相乘再相加，最终得到一张输出特征图。这张输出特征图的大小取决于卷积核的大小，步幅以及是否使用填充（Padding）等因素。通过多次堆叠卷积层，CNN 可以逐渐学习到输入数据的更高级，更抽象的特征表示，从而提高对数据的分类或识别能力。

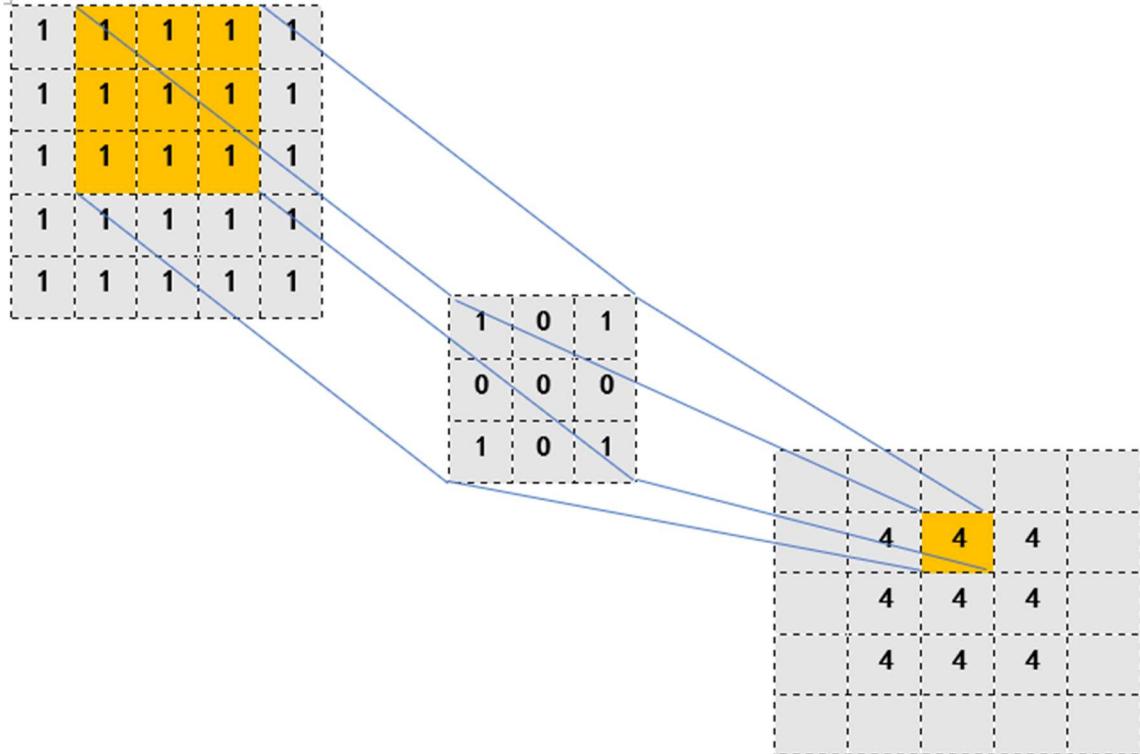


图 2.1 卷积计算

(2) 池化层。它的主要功能是对特征图进行下采样操作。紧跟在卷积层之后，通过减少特征图的尺寸来降低计算量，同时提取出特征图中的主要信息。这种降维操作可以有效地减少模型的复杂度，提高模型的泛化能力。池化层的参数包括池化窗口大小，步幅和填充，这些参数决定了池化操作的具体方式和输出特征图的尺寸。常见的池化类型有最大池化，平均池化等。

对于最大池化来说，最大池化选择每个区域的最大值作为输出，可以保留最显著的特征。如图 2.2 最大池化第一步所示如果池化层的输入数据 X 以 5×5 大小为例，考虑池化层感受野窗口大小 $K=2$ ，步长 $S=1$ 的情况，橙色方框代表第一个感受野的位置，感受野元素集合为 $\{1, -1, -2, 0\}$ ，利用最大池化采样可以算出第一次池化后的结果为 1。循环往复，直至最下方，最右边，获得最大池化的输出，长宽为 4×4 ，略小于输入 X 的高宽，如图 2.3 最大池化结果所示。

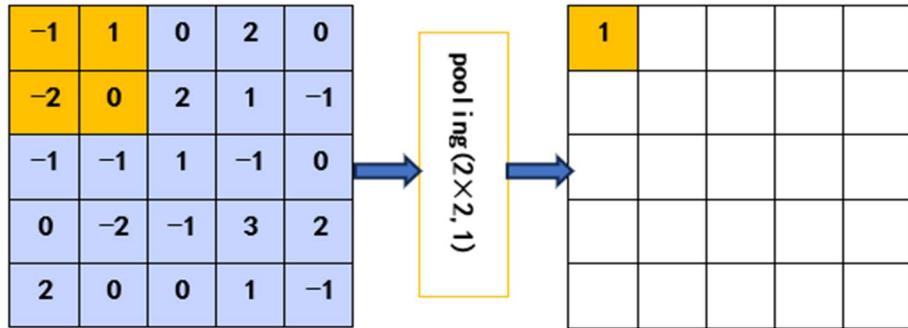


图 2.2 最大池化第一步

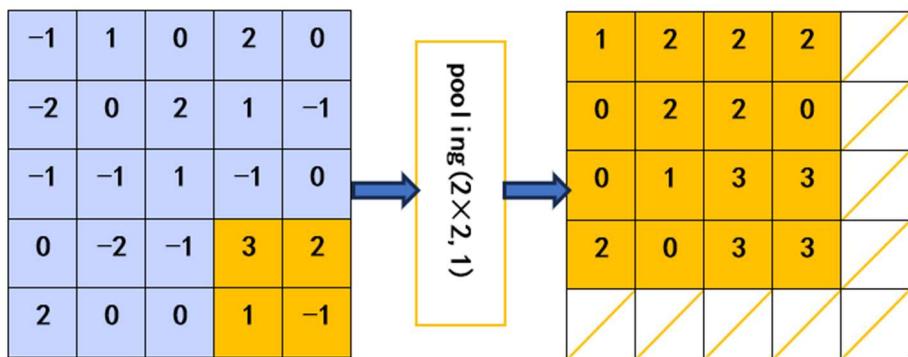


图 2.3 最大池化结果

对于平均池化来说，则是取每个区域的平均值作为输出。与最大池化不同，平均池化可以平滑图像特征并减少噪声。再次对上文中 5×5 的输入数据进行平均池化操作，将输入矩阵分成 $k \times k$ 的小块，然后计算每个小块内所有元素的平均值，计算出的平均值就是输出矩阵。如图 2.4 平均池化结果所示。

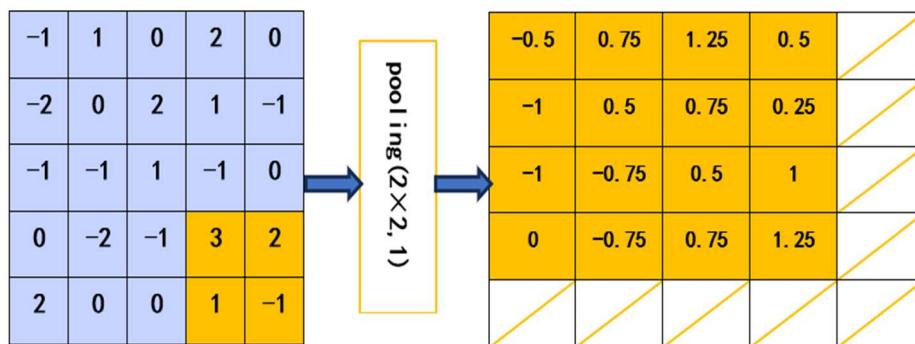


图 2.4 平均池化结果

(3) 全连接层。主要是将输入特征向量与输出空间进行全维度映射。位于神经网络的末端，通过将每个神经元与下一层所有神经元连接来整合全局特征信息。这种全连接结构能够有效捕捉特征间的高阶相关性，适用于分类或回归等任务。全连接层的参数包括权重矩阵和偏置向量，其规模由输入/输出神经元数量决定。如图 2.5 所示，该图直观呈现了输入特征向量经全连接层，结合权重矩阵 $W=3 \times 2$ 与偏置向量 $b=2 \times 1$ 最终得到输出向量的过程。其中 D 代表输入特征向量与权重矩阵 W

进行矩阵乘法运算后的中间结果。而 E 代表在 D 的基础上，加上偏置向量 b 后，在得到最终输出向量前的中间状态。它们共同体现了全连接层的结构与数据流向。

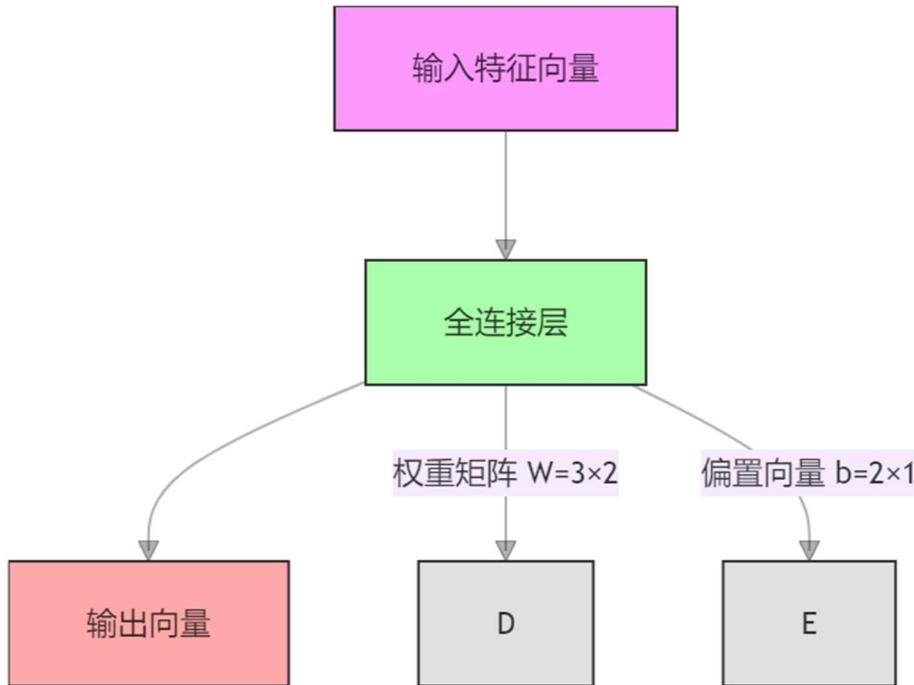


图 2.5 全连接层

2.3 多尺度特征融合

多尺度特征融合通过将不同尺度的特征图进行融合，捕捉目标的多尺度信息，从而提高模型对不同大小目标的检测和识别能力。该技术在目标检测，语义分割等领域广泛应用，能够显著提升模型的性能和鲁棒性。

本文提出的表情识别模型通过多尺度特征融合技术在网络中引入 1×1 , 3×3 和 5×5 三种不同尺寸的卷积核组合进行特征提取。其中 1×1 卷积实现通道信息整合， 3×3 卷积捕获局部细节特征如眼角，嘴角的微小变化， 5×5 卷积获取较大感受野的全局特征如面部轮廓。通过最大池化层对不同尺度特征进行降维融合，最后经全连接层实现深度特征整合，有效提升了模型的表情特征提取能力。

3 基于 CNN 的青少年情感检测模型设计

本文设计的青少年情感检测系统，采用基于深度学习的模型设计，模型由三个重要子部分组成，如图 3.1 所示。

第一步是人脸检测与定位。通过人脸检测器对输入图像进行处理，精准定位和裁剪人脸区域，剔除背景等干扰信息，确保数据质量。

第二步是表情特征提取。系统采用 CNN 网络进行特征提取，通过多层卷积和池化操作，自动学习表情的层次化特征表示，有效捕获表情的关键特征信息。

第三步是表情分类识别。通过分析提取的深层特征，使用 Softmax 分类器将表情数据划分到相应的情感类别中，可以识别愤怒，厌恶，恐惧，开心，平静，悲伤，

惊讶，中性等具体表情类别。

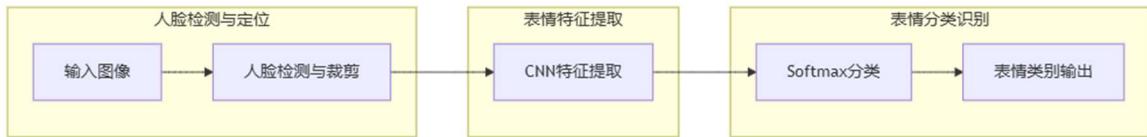


图 3.1 模型总体设计图

3.1 数据描述

本文采用 FER2013, JAFFE 和 CK+三个开源数据集来训练模型。FER2013(Facial Expression Recognition 2013) 包含超过 35,000 张灰度人脸图像，涵盖愤怒，厌恶，恐惧，开心，平静，悲伤，惊讶七种基本表情，数据来源多样且规模庞大，适合训练复杂的深度学习模型。JAFFE (Japanese Female Facial Expression) 数据集由 10 位日本女性表演的七种基本表情构成，共 213 张静态图像，其特点是表情表演自然且标注精细，常用于跨文化表情分析与模型验证。CK+ (Extended Cohn-Kanade) 数据集则在原始 Cohn-Kanade 数据集基础上扩展，包含 593 个面部表情视频序列，覆盖七种情感类别，其动态表情变化特征为研究微表情和时序建模提供了重要支持。

本文通过对同一模型进行不同数据集进行训练，通过系统性对比实验筛选最优表情识别模型。

3.2 人脸检测与定位

人脸检测与定位阶段是整个模型设计的基础环节，该阶段的预处理质量直接影响后续识别的效率与精度。本文选用 BlazeFace 模型开展人脸检测工作，该模型基于 SSD (Single Shot Detector) 架构搭建，运用 TFLite (TensorFlow Lite) 进行推理，能够以较低的计算资源消耗，快速且准确地在图像中检测出人脸位置。在图像预处理流程中，系统首先将输入图像转换为 RGB 格式确保色彩信息的一致性，随后将图像缩放至模型预设的输入尺寸 (48x48 像素)，并对像素值进行归一化处理以消除不同图像间的差异。同时，系统还采用直方图均衡化增强图像对比度，使用高斯滤波去除图像噪声，最后根据模型输入格式要求调整图像矩阵维度，通过这些预处理步骤，为后续的表情特征提取和分类识别奠定了坚实的基础。

3.3 表情特征提取

表情特征提取阶段是本模型设计的核心处理模块，特征提取质量直接决定了后续表情分类的准确性和系统整体性能。本设计采用 CNN 网络进行特征提取，主要包括四个关键步骤：

(1) 深度特征自动学习。通过多层 CNN 架构设计，包括不同尺寸的卷积核(1x1, 3x3, 5x5)和非线性激活函数(ReLU, PReLU)，自动提取表情图像的本质区分性特征，有效捕捉眉眼区，口鼻区等关键表情区域的微表情变化。

(2) 空间冗余消除。模型采用最大池化层和空间金字塔结构，逐步压缩特征图

尺寸，消除面部位置偏移和背景干扰等无关信息。

(3) 特征维度优化。在网络末端设计全局平均池化层，将高维特征向量压缩为紧凑的 512 维特征表示，避免维度灾难。

(4) 判别性特征增强，通过交叉熵损失函数和中心损失联合优化，迫使同类表情特征高度聚合，异类特征明显分离，同时结合数据增强技术扩充训练样本，提高模型的特征提取能力和泛化性能。

3.4 人脸表情分类

表情分类识别阶段采用深度学习模型 CNN 进行人脸表情识别。网络结构设计从输入层开始，首先添加 1×1 卷积层增强非线性表示能力，随后使用 3×3 和 5×5 两种尺度的卷积层组合提取多尺度特征，每个卷积层后接 PReLU 激活函数以更好地处理负值特征。在特征降维方面，采用最大池化层进行特征压缩，并使用 Dropout 层防止过拟合。分类端采用 $2048 \rightarrow 1024 \rightarrow 7$ 的全连接层结构，通过 Softmax 分类器输出 7 种基本表情（愤怒，厌恶，恐惧，开心，平静，悲伤，惊讶）的概率分布。训练过程中使用数据增强技术扩充样本，并采用 Adam 优化器和交叉熵损失函数进行模型优化，实现了高效准确的表情识别。

3.5 模型设计

本设计在传统 CNN 模型的基础上引入 (1×1) 卷积层和多尺度卷积核来增强模型的非线性表示能力和特征提取能力，同时简化了网络结构以降低计算复杂度。模型在处理小尺寸图像上能表现出优越性，并在保持较高准确率的同时减少计算资源的消耗。

如表 3.1 所示，本文的模型接受形状为 $(48, 48, 1)$ 的输入图像。初始层是一个 1×1 卷积层，激活函数为 ReLU。接下来是两个 Block，每个 Block 包含一个 3×3 卷积层和一个 5×5 卷积层，激活函数均为 PReLU，以及一个 2×2 最大池化层。然后本文将特征图展平，并通过一个 2048 维的全连接层，激活函数为 ReLU。接着是一个 Dropout 层，丢弃率为 0.5。再通过一个 1024 维的全连接层，激活函数为 ReLU。最后是一个 Dropout 层，丢弃率为 0.5。最终输出层使用 Softmax 激活函数，输出维度为 $n_classes$ 。

表 3.1 模型设计图

层名称	核数目	核尺寸	步长	填充	丢弃	特征图尺寸
Input	0	0	None	None	0	$(48, 48, 1)$
Conv1-1	32	1×1	1	0	0	$(48, 48, 32)$
Conv2-1	64	3×3	1	1	0	$(48, 48, 64)$
Conv2-2	64	5×5	1	2	0	$(48, 48, 64)$
Pool2	0	2×2	2	0	0	$(24, 24, 64)$
Conv3-1	64	3×3	1	1	0	$(24, 24, 64)$
Conv3-2	64	5×5	1	2	0	$(24, 24, 64)$
Pool3	0	2×2	2	0	0	$(12, 12, 64)$
Fc1	None	None	None	0	50%	$(1, 1, 2048)$
Fc2	None	None	None	0	50%	$(1, 1, 1024)$

Output	None	None	None	0	0	(1,1,7)
--------	------	------	------	---	---	---------

3.6 训练环境与参数

(一) 训练环境

通过 Pycharm 开发工具，基于 TensorFlow/Keras 框架实现，支持 GPU 加速训练。模型训练时使用了经典 CNN 架构，采用 PReLU 激活函数提升非线性表达能力，通过 ImageDataGenerator 实现实时数据增强（旋转/平移/翻转/剪切/缩放），并利用 ModelCheckpoint 回调保存最优权重。

(二) 参数设置

在训练该模型前，可以通过命令行参数灵活地指定数据集，训练轮数，批次大小以及是否绘制训练过程中的损失和准确率曲线。这些参数的设置对于控制训练的具体行为至关重要。本文使用 FER2013，JAFFE 和 CK+数据集进行训练。本设计中训练的轮数，每个批次的样本数量以及是否绘制训练过程中的损失和准确率曲线的参数说明如表 3.2 所示。

表 3.2 参数说明表

参数名称	参数说明
dataset	fer2013/jaffe/ck+
epochs	训练的轮数（200）
batch_size	每个批次的样本数量（32）
plot_history	是否绘制训练过程中的损失和准确率曲线

3.7 模型评估

本文模型在三个数据集的训练结果如图 3.2 所示，并对训练结果进行分析，分析结果如表 3.3 训练结果分析所示。通过数据结果对比进行模型选择。

展示了不同数据集训练过程中的损失函数和准确率对比图，图(a)为损失函数变化趋势，X 轴代表训练轮次，Y 轴表示损失值，范围从 0 到 2.5。其中，fer2013 训练损失持续下降，ck+训练损失快速降低且最终很低，jaffe 训练损失波动剧烈；验证损失方面，ck+最低且稳定，fer2013 逐步下降但有波动，jaffe 波动大且下降不明显。

图(b)则是准确率变化趋势，X 轴同样表示训练轮次，Y 轴表示准确率，范围从 0 到 1.0。ck+的训练与验证准确率快速提升并趋近于 1，fer2013 训练准确率持续上升，验证准确率也提升但幅度较小，jaffe 的训练与验证准确率波动大，整体提升不显著。

由此可见。ck+在训练集和验证集的准确率最佳，而 fer2013 则相对稳定，jaffe 的效果最差。

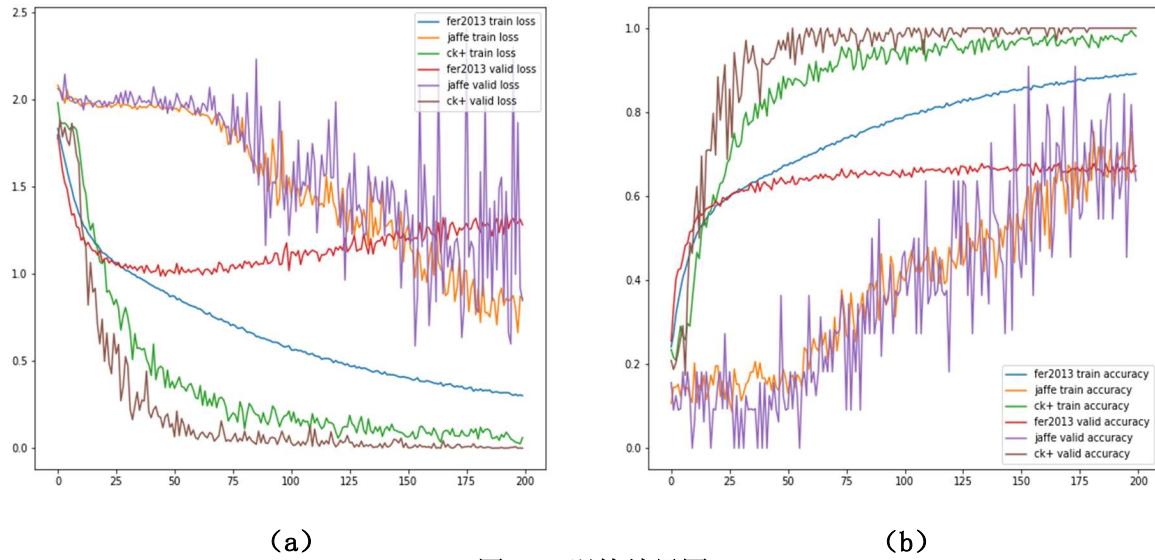


图 3.2 训练结果图

结合图3.2及表3.3可知,CK+数据集因其仅有2,000张实验室环境的标准图片,且都是单一样本的特性。所以在模型处理结果表现出准确率>98%,收敛速度快,训练稳定等显著优势。然而,单一样本不满足青少年情感检测系统的实际要求,因此本文选用FER2013数据集作为最终方案。

FER2013包含超过35000张来自真实场景的表情图片,而且训练过程中,收敛速度稳定,在验证集上的准确率也稳定在85%左右。所以选择FER2013数据集具有更好的场景多样性和数据代表性。虽然FER2013的准确率低于CK+,但其在复杂环境下的泛化能力更强,更符合青少年情感检测系统在实际教育环境中的应用需求。

表 3.3 训练结果分析

数据集	训练损失	验证损失	训练准确率	验证准确率
CK+	从 1.8 快速下降到接近 0	稳定下降, 最终维持在接近 0 的水平	快速上升到 98%以上	稳定维持在 98%以上
FER2013	从 2.0 缓慢下降到 0.3	平稳下降, 与训练损失基本同步	稳步上升到 85%左右	与训练准确率同步, 约 85%
JAFFE	从 2.0 下降到 0.8 左右	波动极大, 特别是后期	不稳定, 最终约 65%	波动极大, 性能不稳定

4 系统设计与结果分析

4.1 需求分析

青少年情感检测系统通过人工智能技术实现对学生面部表情的实时识别和情感分析,对促进青少年健康发展具有重要意义。系统采用CNN3深度学习模型结合

OpenCV 人脸检测技术实现情感识别，并通过 Flask 框架和 MySQL 数据库构建 Web 应用平台，在技术层面通过完善的数据验证，异常处理和安全认证机制，保证了识别准确性和系统稳定性。通过 SHA-256 密码加密，参数化 SQL 查询和详细日志记录来确保系统能在各种操作环境下可靠运行，有效支持学校及时发现学生负面情绪并进行干预，为心理健康工作提供数据支持，通过情感趋势分析优化教学策略，为智能教育发展提供了可靠的技术实践案例。

4.2 系统可行性分析

本系统在技术上，采用成熟的 CNN 框架（TensorFlow/Keras）与多尺度卷积设计，理论支持充分。利用开源数据集保障数据基础。设计双检测模式与响应式界面简化交互，且模块化架构便于系统后期扩展维护。系统契合社会对青少年情感检测的迫切需求。数据加密与隐私保护机制也符合伦理法规，社会价值显著，具备实施合理性。

4.3 系统设计

4.3.1 系统概述

本设计是基于深度学习模型实现的青少年情感状态检测系统，旨在通过人脸识别技术实时检测和分析学生的情感状态，为社会关心青少年心理健康提供决策支持。系统采用前后端分离架构，使用 Flask 作为 Web 框架，结合深度学习模型实现表情识别功能，并通过 MySQL 数据库存储和管理学生信息及情感数据。

4.3.2 总体架构

该系统采用三层架构设计，如图 4.1 所示。最上层表示层以 Web 浏览器为用户入口，包含面向教师和管理人员的管理员界面，面向学生的学生界面；中间层业务逻辑层以 Flask 应用服务器为核心，涵盖情感检测，用户认证，数据统计三大功能模块；最下层数据访问层则由 MySQL 数据库存储结构化数据，文件存储图片等数据。

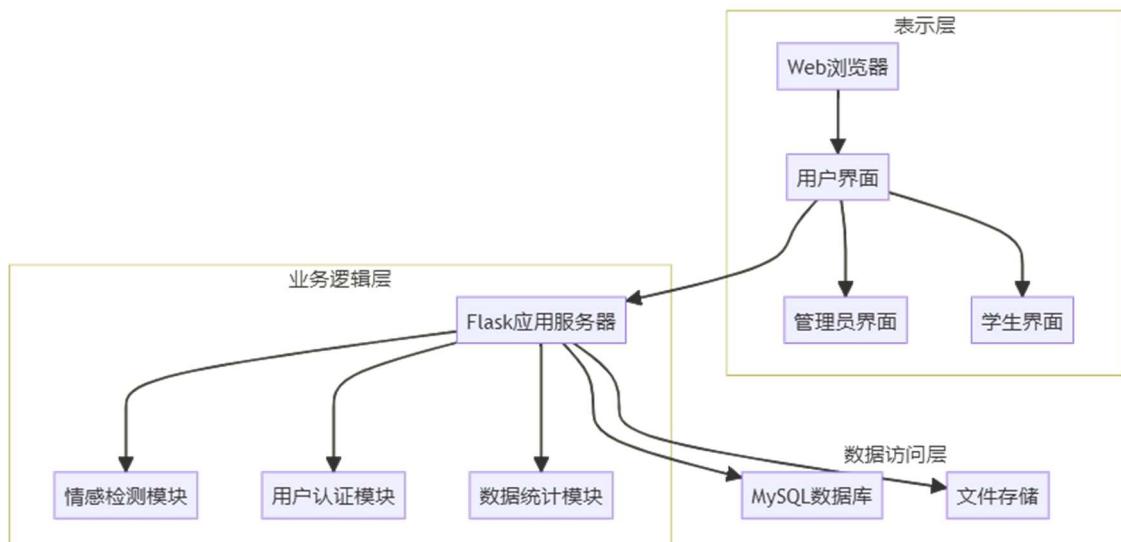


图 4.1 系统总体架构图

4.3.3 数据库设计

系统数据库设计采用关系型数据库 MySQL，包含四个主要实体表：学生表（STUDENT），情感历史记录表（EMOTION_HISTORY），班级表（CLASS）和管理员表（ADMIN）。其中，STUDENT 表存储学生基本信息（如学号，姓名，密码等）和当前情感状态；EMOTION_HISTORY 表记录学生的情感检测历史，通过 student_id 与 STUDENT 表关联；CLASS 表管理班级信息，包括班级 ID，名称，教师和年级等字段；ADMIN 表则存储管理员账户信息。

数据库 E-R 图如图 4.2 所示，可以看出实体之间的关系。学生和情感历史是一对多关系；一个学生可以有多条情感记录。学生和班级是多对一关系；多个学生属于一个班级。管理员和班级是一对多关系；一个管理员可以管理多个班级。这种设计既保证了数据的完整性和一致性，又满足了系统的功能需求，为情感检测系统提供了完整的数据支持。

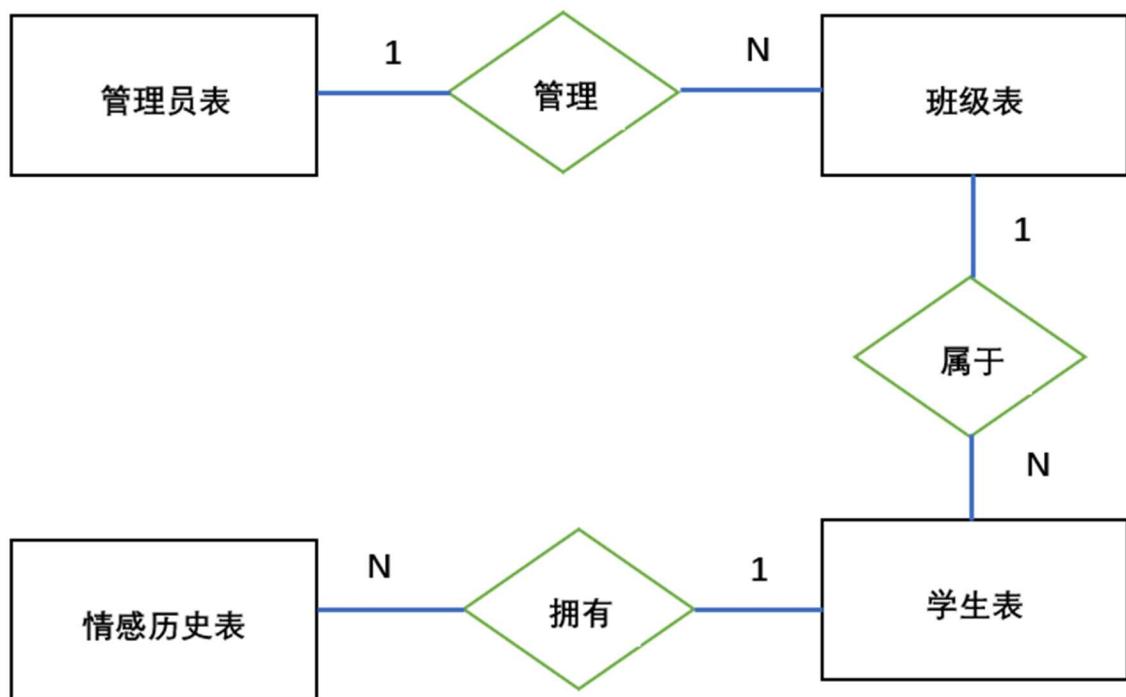


图 4.2 E-R 图

4.3.4 界面设计及功能展示

注册登录界面如图 4.3 所示，界面包含身份切换（学生/管理员），带图标的输入框（用户名/密码）和登录按钮等基本元素，采用 HTML5 和 CSS3 技术构建，使用 Flexbox 实现居中布局，结合 JavaScript 实现表单验证，通过 AJAX 进行异步登录请求，并使用 Session 管理登录状态，同时采用 SHA-256 算法确保密码安全，整体设计注重用户体验和安全性。

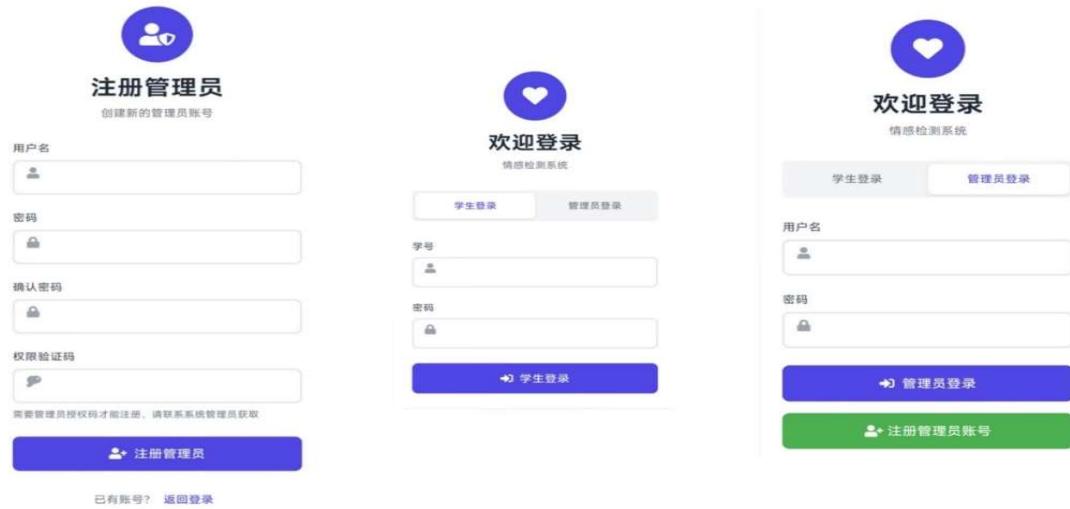


图 4.3 注册登录界面

管理员首页如图 4.4 所示，采用左侧导航栏和右侧内容区的经典布局设计。左侧导航栏包含系统主要功能模块：首页，学生列表，添加学生，情感状态，班级管理和退出登录等选项，采用深色背景配合图标和文字，提供清晰的功能导航。

右侧内容区采用卡片式布局，顶部显示欢迎信息和当前日期，下方展示系统核心数据，学生总数和情感预警数等统计信息。同时，内容区还包含最近活动记录和情感趋势分析图表，其中情感趋势图使用折线图展示积极情绪和消极情绪的每日变化趋势，帮助管理员直观地了解学生的情感状态变化。



图 4.4 管理员界面

学生列表页面如图 4.5 所示。“学生列表”是对学生信息进行管理的模块，学生信息字段包括学号，姓名，性别，班级，情感状态和操作。情感状态采用色彩标签设计，负面情绪额外添加警示图标以便快速识别。操作列提供历史情绪记录查看，信息编辑和删除三个功能按钮，表格支持滚动浏览便于管理员高效管理学生信息。

学号	姓名	性别	班级	当前情感状态	操作
234050001	冯涛	女	人工智能工程技术2班	悲伤	
234050002	赵亮	男	人工智能工程技术9班	厌倦	
234050003	唐建军	女	人工智能工程技术5班	厌恶	
234050004	王岩	女	人工智能工程技术6班	惊讶	
234050005	田秀梅	女	人工智能工程技术3班	惊讶	
234050006	杨婷	女	人工智能工程技术10班	嫉妒	
234050007	李秀珍	女	人工智能工程技术4班	平静	

图 4.5 学生列表界面

添加学生页面如图 4.6 所示。“添加学生”是录入学生信息的主要模块，右侧采用分类表单布局，系统提示带“*”符号字段必填，包含基本信息（学号，密码，姓名，性别，出生日期），联系方式（电话，邮箱，紧急联系人），学籍信息（班级选择，入学日期）及情感状态等四大类信息，各输入框配有提示性说明，表单含实时验证功能，确保数据格式正确，整体设计清晰易用。

录入新学生信息

① 添加学生信息
带有 * 的字段为必填项。学号、联系电话和电子邮箱为唯一值，请确保不与系统中已有记录重复。

基本信息

学号 *	密码 *	姓名 *	性别 *
请输入5-12位数字	至少6位字符	请输入学生姓名	请选择
学生的唯一标识，例如：20230001 此字段不能为空			

出生日期 *

联系方式

联系电话 *	电子邮箱 *	紧急联系人 *	紧急联系电话 *
11位手机号码	example@domain.com	家长或监护人姓名	11位手机号码
学生本人的手机号码，系统唯一 有效的电子邮箱地址，系统唯一			

图 4.6 添加学生界面



图 4.7 情感状态界面

情感分析页面如图 4.7 所示，分为左右两栏布局设计，左侧为“情感状态分布”模块高亮显示；右侧内容区分为两个主要卡片模块：左侧为情感状态分布饼图，以不同颜色直观展示八种情感类型分布情况并配有相应图例；右侧为情感趋势变化表格，支持时间范围筛选和图表/表格视图切换，表格区域设有垂直滚动条可处理大量数据记录，整体设计清晰便于管理员快速掌握学生群体情感动态。



图 4.8 班级管理界面

班级管理页面如图 4.8 所示。“班级管理”，便于管理员快速创建新班级；采用简洁表格呈现所有班级信息，包括班级 ID，班级名称，辅导员和学生人数四个关键字段，可对每个班级进行编辑和删除两种操作，通过蓝色编辑和红色删除图标直观区分功能。整体设计遵循系统统一的色彩方案和交互模式，使班级信息管理高效便

捷。

学生界面如图 4.9 所示。含实时检测和图片检测两种模式。利用 HTML5 的 WebRTC 获取摄像头视频流，经 Canvas 处理后以 Base64 编码传输图像数据，通过 setInterval 定时发 AJAX 请求实时更新结果，用进度条按颜色展示情感概率。实时检测可选择摄像头，预览视频并显示结果；图片检测支持拖拽或点击上传图片，在右侧展示结果。界面采用响应式布局，适配不同设备。

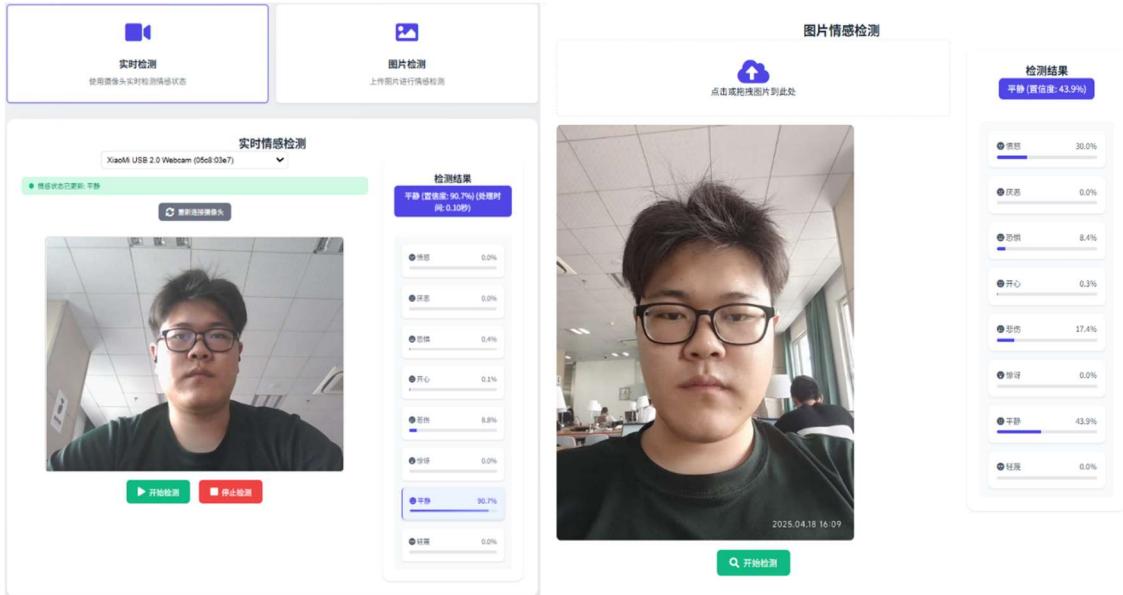


图 4.9 学生界面

4.4 结果分析

实验首先通过网络爬虫技术在网页上爬取 7 种基本情绪图片（愤怒，厌恶，恐惧，开心，平静，悲伤，惊讶）作为实验数据，共计 229 张图片。（如表 4.1）。

表 4.1 数据统计表

情感类别	样本数量
愤怒	43
厌恶	38
恐惧	33
开心	31
平静	21
悲伤	31
惊讶	52

然后在测试数据中随机选取每种情绪的 5 张图片，共计 35 张作为测试样本。输入到学生端来观察检测结果并记录下来（如表 4.2）。

表 4.2 实验结果记录

图片 ID	真实标签	识别结果	置信度	是否正确
angry_17426527996422780.jpg	愤怒	愤怒	78.2%	√
angry_17426528014017903.jpg	愤怒	愤怒	99.0%	√
angry_17426528057541508.jpg	愤怒	愤怒	97.6%	√
angry_17426528393067070.jpg	愤怒	愤怒	64.7%	√
angry_17426528960918334.jpg	愤怒	愤怒	91.6%	√
disgust_17426532916437489.jpg	厌恶	厌恶	78.8%	√
disgust_17426532687508191.jpg	厌恶	悲伤	55.1%	✗
disgust_17426532961429196.jpg	厌恶	愤怒	99.2%	✗
disgust_17426532968695759.jpg	厌恶	悲伤	60.8%	✗
disgust_17426533329483990.jpg	厌恶	恐惧	41.7%	✗
fear_17426537164071169.jpg	恐惧	恐惧	73.3%	√
fear_17426537231261965.jpg	恐惧	愤怒	73.7%	✗
fear_17426537660583820.jpg	恐惧	恐惧	88.5%	√
fear_17426537680227992.jpg	恐惧	恐惧	51.1%	√
fear_17426538655712681.jpg	恐惧	惊讶	96.8%	✗
happy_17426541682919168.jpg	开心	开心	98.0%	√
happy_17426541806534537.jpg	开心	开心	100.0%	√
happy_17426541849987439.jpg	开心	开心	99.7%	√
happy_17426542210532322.jpg	开心	开心	79.1%	√
happy_17426544002464859.jpg	开心	开心	100.0%	√
neutral_17426547385788506.jpg	平静	平静	61.2%	√
neutral_17426547476941422.jpg	平静	平静	92.6%	√
neutral_17426547628209545.jpg	平静	平静	73.9%	√
neutral_17426547644823741.jpg	平静	平静	42.7%	√
neutral_17426547792173518.jpg	平静	平静	97.4%	√
sad_17426550614376079.jpg	悲伤	悲伤	93.0%	√
sad_17426550627002627.jpg	悲伤	悲伤	99.9%	√
sad_17426550816104713.jpg	悲伤	悲伤	72.6%	√
sad_17426550874397400.jpg	悲伤	悲伤	58.3%	√
sad_17426551007905949.jpg	悲伤	悲伤	85.5%	√
surprise_17426557298017882.jpg	惊讶	惊讶	100%	√
surprise_17426557313369153.jpg	惊讶	惊讶	100%	√
surprise_17426557382273236.jpg	惊讶	惊讶	99.6%	√
surprise_17426557703933279.jpg	惊讶	惊讶	98.2%	√
surprise_17426557914615359.jpg	惊讶	惊讶	100%	√

最终通过对测试结果进行分析（如表 4.3）。愤怒，开心，平静，悲伤和惊讶五类情感的识别准确率均达到 100%，且平均置信度普遍较高（如惊讶达 99.6%，开心达 95.4%）。这表明系统对这些表情的特征提取能力较强，尤其是对开心和惊讶等表情的识别稳定性极高。虽然厌恶与恐惧的识别率较低，但系统设计中将此类负面情绪统一纳入了预警范围，因此其误判对实际功能的影响有限。从应用层面看，系统仍可有效捕捉主要负面情绪，为检测青少年情感状态提供实时反馈。

表 4.3 测试结果分析

情绪类别	样本数	正确数	准确率	平均置信度
愤怒	5	5	100%	86.2%
厌恶	5	1	20%	67.1%
恐惧	5	3	60%	76.7%
开心	5	5	100%	95.4%
平静	5	5	100%	73.6%
悲伤	5	5	100%	81.9%
惊讶	5	5	100%	99.6%

5 系统测试

5.1 测试目的

系统测试是指在软件开发末期对系统进行全面测试，以验证其功能性，可靠性，可用性，安全性等方面是否符合用户需求。其主要目标为核实系统功能性，检查系统在输入有效数据时能否在所有用户功能和内部关键逻辑上产生预期输出，以确认功能实现的正确性，确认所有设计的功能模块均能按需求正确运行。总之，系统测试的核心目的就是通过系统化的测试用例执行，提供客观证据，证明软件系统的所有功能均已按照用户需求和设计规格被正确地构建和实现。

5.2 测试环境

系统测试在 Windows10 操作系统中的 Python 3.7.16 环境中进行，使用 Python unittest 单元测试框架作为主要测试工具，结合 matplotlib, numpy, pandas 库进行数据分析与结果展示。

5.3 功能测试

测试中借助 unittest 的断言方法来验证功能的正确性。针对登录功能实施多场景测试，涵盖空输入，错误凭证以及正确登录等情况。运用 monkey patching 技术模拟情感检测功能的预期结果，同时采用随机生成的测试数据对情感分析功能进行验证。

5.3.1 用户管理功能测试

本模块测试主要关注系统的用户认证功能，包括管理员注册，管理员登录，学生登录和用户退出四个核心用例。这些测试用例覆盖了所有关键的用户身份验证场景，确保系统能够正确管理不同角色的用户访问权限。在实施测试时，需要验证表单验证功能，确保系统能够正确处理错误输入和防止未授权访问。如表 5.1 用户管理测试用例。

表 5.1 用户管理测试用例

ID	测试用例	测试步骤	结果
001	注册	1. 访问登录页面 2. 点击"注册账号" 3. 输入用户名、密码，确认密码和权限验证码 4. 点击"注册"按钮	注册成功，显示成功消息并跳转到登录页面
002	管理员登录	1. 访问登录页面 2. 选择"管理员登录" 3. 输入正确的用户名和密码 4. 点击"管理员登录"按钮	登录成功，跳转到管理员首页
003	学生登录	1. 访问登录页面 2. 选择"学生登录" 3. 输入正确的学号和密码 4. 点击"学生登录"按钮	登录成功，跳转到学生首页
004	用户退出	1. 用户登录系统 2. 点击"退出登录"按钮	退出成功，跳转到登录页面

5.3.2 学生信息管理模块测试

学生信息管理模块的测试覆盖了添加、查看、编辑和删除学生信息的完整流程。在测试过程中，需要关注学号的唯一性验证，必填字段的表单验证以及与班级信息的关联完整性。如表 5.2 学生信息管理测试用例。

表 5.2 学生信息管理测试用例

ID	测试用例	测试步骤	结果
005	添加学生信息	1. 管理员登录系统 2. 导航到"添加学生"页面 3. 填写学生信息表单，包括：学号、密码、姓名、性别等必填字段 4. 点击提交按钮	学生信息添加成功，显示添加成功并跳转到学生列表页面
006	查看学生列表	1. 管理员登录系统 2. 导航到"学生管理"	显示所有学生信息列表，包括学号、姓名、性别、班级、当前情感

		页面	状态等信息
007	编辑学生信息	1. 管理员登录系统 2. 导航到"学生管理"页面 3. 点击指定学生的"编辑"按钮 4. 修改学生信息 5. 点击"保存"按钮	学生信息更新成功，显示更新成功
008	删除学生信息	1. 管理员登录系统 2. 导航到"学生管理"页面 3. 点击指定学生的"删除"按钮 4. 确认删除操作	学生信息删除成功，从列表中移除

5.3.3 班级管理功能测试

班级管理模块的测试集中在班级信息的添加、编辑和删除班级功能。测试中注意班级名称的唯一性验证，班级与教师的关联关系以及班级删除时对关联学生的影响处理逻辑。如表 5.3 班级管理测试用例。

表 5.3 班级管理测试用例

ID	测试用例	测试步骤	结果
009	添加班级	1. 管理员登录系统 2. 导航到"班级管理"页面 3. 填写班级信息表单 4. 点击"添加班级"按钮	班级添加成功，显示添加成功
010	编辑班级信息	1. 管理员登录系统 2. 导航到"班级管理"页面 3. 点击指定班级的"编辑"按钮 4. 修改班级信息 5. 点击"保存"按钮	班级信息更新成功，显示编辑成功
TC-011	删除班级	1. 管理员登录系统 2. 导航到"班级管理"页面 3. 点击指定班级的"删除"按钮 4. 确认删除操作	班级删除成功，从列表中移除

5.3.4 情感检测功能测试

情感检测模块是本系统的核心功能，测试重点为评估系统对各种情感状态的准确识别能力。包括实时摄像头情感检测，图片上传检测以及结果保存功能的测试。如表 5.4 情感检测测试用例。

表 5.4 情感检测测试用例

ID	测试用例	测试步骤	结果
012	实时摄像头情感检测	1. 学生登录系统 2. 导航到"实时检测"标签 3. 点击"开始检测"按钮 4. 观察面部表情检测结果	系统能正确识别和显示用户的情感状态，包括情感类型和置信度
013	图片上传情感检测	1. 学生登录系统 2. 导航到"图片检测"标签 3. 上传包含人脸的图片 4. 点击"开始检测"按钮	系统能正确分析上传图片中的人脸情感，显示情感类型和置信度
014	情感检测结果更新	1. 学生登录系统 2. 完成情感检测 3. 检查检测结果是否更新到数据库	检测结果被正确记录到数据库，学生的当前情感状态被更新

5.3.5 情感分析功能测试

情感分析模块的测试重点是验证系统对情感数据的统计分析和可视化展示能力。测试用例覆盖了历史记录查询，趋势图表生成和统计分析功能。需要关注图表生成的准确性和交互功能。此功能对于教育教学决策至关重要，测试时需确保数据分析结果直观，准确，能够帮助教师及时发现学生情感异常并采取相应措施。如表 5.5 情感分析测试用例。

表 5.5 情感分析测试用例

ID	测试用例	测试步骤	结果
015	查看情感历史记录	1. 管理员登录系统 2. 导航到学生列表 3. 点击特定学生的"情感历史"按钮	显示该学生的情感历史记录，包括情感状态，来源和记录时间
016	查看情感趋势	1. 管理员登录系统 2. 导航到"情感趋势"页面	显示所有学生的情感趋势图表，包括各种情感的变化趋势
017	情感统计分析	1. 管理员登录系统 2. 查看首页的情感统计数据	显示各类情感的统计数据，包括情感分布，警告次数等

6 总结与展望

6.1 总结

由于青少年心理健康问题日益受到关注，但是传统情感检测方法因依赖主观判断且实时性不足，难以满足精准检测需求。随着深度学习技术的发展，能更好的弥补传统方法在情感检测问题求解中的不足。本文通过卷积神经网络（CNN）设计了多尺度特征融合模型，通过整合 $1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5$ 卷积核提取局部细节与全局特征，结合 FER2013 等多源数据集训练，验证集准确率达 85%，并且在标准化场景下置信度高达 90.7%。最后将该模型应用于青少年情感检测系统。系统基于 Flask 框架开发，集成实时与图片双检测模式，实验表明对积极情绪的识别准确率达 95%，青少年情感检测系统为社会，学校提供了青少年实时情感监测的有利工具，推动青少年心理健康干预与教学优化水平的提升。

6.2 展望

未来研究将深度融合人脸表情，语音语调，文本语义及生理信号等多模态数据，构建跨模态联合分析框架，通过特征互补机制提升复杂场景下的情感识别精度与鲁棒性。同时，应强化隐私保护与伦理治理体系，采用联邦学习与差分隐私技术实现数据安全共享，并推动行业法规制定以规范数据采集与应用边界。进一步拓展系统在心理健康干预，在线教育实时反馈及虚拟社交情感交互等场景的落地，通过轻量化模型设计与边缘计算部署提升实用性与适应性。最终，通过技术创新与伦理建设的协同发展，推动情感检测技术在社会服务，医疗健康等领域的可持续应用。

参考文献

- [1] 李珊, 邓伟洪. 深度人脸表情识别研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(11):2306–2320.
- [2] 李小兰, 孙金瑞, 冉长双, 等. 人脸表情识别技术在教学质量分析中的应用[J]. 无线互联科技, 2022, 19(01):79–81.
- [3] 曾晴, 曾小舟, 申静. 基于多层卷积神经网络的人脸表情识别方法[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(09):13–15.
- [4] 史志博, 谭志. 融入注意力的残差网络表情识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(09):222–228.
- [5] 武家逸. 基于深度学习的面部表情识别方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2023.
- [6] Lisetti C L, Rumelhart D E. Facial Expression Recognition Using a Neural Network[C]//Proceedings of the Florida Artificial Intelligence Research Symposium (FLAIRS). Menlo Park: AAAI Press, 1998: 328–332.
- [7] Sarode N, Bhatia S. Facial expression recognition[J]. International Journal on Computer Science and Engineering, 2010, 2(5):1552–1557.
- [8] Ekundayo O S, Viriri S. Facial expression recognition: A review of trends and techniques[J]. IEEE Access, 2021, 9(1):136944–136973.
- [9] Muhammad Sajjad, Fath U Min Ullah, Mohib Ullah, et al. A Comprehensive Survey on Deep Facial Expression Recognition: Challenges, Applications, and Future Guidelines[J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 68:817–840.
- [10] Gu J, Wang Z, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2018, 77:354–377.
- [11] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston:IEEE, 2015: 1–9.
- [12] 尹欣灵, 成利敏, 王宁, 等. 多维度人脸表情识别方法综述[J]. 电脑知识与技术, 2025, 21(07): 41–43.
- [13] 王健, 孙沐毅, 李琦, 等. 基于深度学习的人脸属性编辑研究概述[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(01):11–24.
- [14] 郑阳. 基于迁移学习下的青少年面部表情识别[D]. 北京:中国地质大学(北京), 2021.
- [15] 傅翠娇, 王翼飞. 基于深度学习的课堂学习状态评价量化研究[A]. 中国计算机实践教育学术会议论文集[C]. 北京:教育部高等教育司, 2024:6.
- [16] 李鸿天, 代松银, 徐成, 等. 基于深度学习的课堂情感理解研究综述[A]. 中国计算机用户协会网络应用分会年会论文集[C]. 北京:北京联合大学出版社, 2022:5.
- [17] 张义涛, 赵建峰, 向洪. 多源深度表情特征学习[A]. 全国 DSP 应用技术学术会议论文集[C]. 北京:电子工业出版社, 2021:4.
- [18] 郭哲, 袁博雅, 徐芳达, 等. 基于深度学习的人脸表情分析方法[A]. 中国体视学与图像分析学术会议论文集[C]. 北京:中国科学技术出版社, 2019:1.

致 谢

当神经网络最终收敛于情感识别的认知边界，回望这段交织代码与青春的求知之路，谨以张量化的感激向三维空间中的引路者致以崇高敬意。

特别感谢尉雅晨老师从选题到实现的全程指导，您总能在我卡在关键步骤时给出清晰的解决思路，那些在课堂上耐心传授的专业技术知识，将成为我专业启蒙的珍贵记忆。

感谢我的父母和家人，二十年来对我的关心与照顾。在学业上对我的理解与支持，他们永远是我坚强的后盾，只愿不断努力，不辜负他们。

愿此间少年，以炽热之心拥抱生活的万千美好，以敬畏之情探索技术的深邃奥秘，在时光长河中，始终奔赴热爱，步履不停。

关于学位论文使用授权说明

本人完全了解兰州资源环境职业技术大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留学位论文的复印件，允许该论文被查阅和借阅；学校可以公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存该论文。

(涉密的学位论文在解密后应遵守此规定)

签 名： 张露 导师签名： 陈利军 日 期： 2025年5月30日