

基于CNN与OpenCV的智能高校食堂管理系统

常宁, 徐贞顺, 秦怀玉

北方民族大学计算机科学与工程学院, 宁夏 银川

收稿日期: 2026年3月15日; 录用日期: 2026年4月14日; 发布日期: 2026年4月23日

摘要

全球范围内, 传统食堂普遍面临供需失衡问题。此外, 食堂与就餐者间信息不畅通, 影响服务优化与用餐体验。为此, 本文设计了一套基于深度学习的智能食堂管理系统, 通过实时数据建模实现库存动态调整与菜品余量监控。本项目基于深度学习技术, 采用CNN卷积神经网络与计算机视觉算法, 通过部署高清摄像头采集图像数据, 结合OpenCV进行动态分析, 识别菜品的种类和剩余量, 并综合历史消耗、反馈与菜品评价信息, 为食堂提供调整建议。系统采用B/S架构, 前端使用Vue.js, 后端使用Django框架。核心功能包括: 1) 基于CNN与OpenCV的菜品余量实时识别模型; 2) 融合实时余量、历史销量与学生反馈数据的三层决策树补货建议模块; 3) 基于协同过滤算法与评论情感分析的菜品优化推荐模块。实验表明, 菜品余量识别模型在自建数据集(4000余张图像)上的准确率达到95.27%。本系统将深度学习技术应用与传统食堂管理场景, 为校园餐饮的智能化升级提供了有价值的解决方案。

关键词

深度学习, 卷积神经网络, 食堂管理, 数据决策, 协同过滤

Intelligent University Canteen Management System Based on CNN and OpenCV

Ning Chang, Zhenshun Xu, Huaiyu Qin

School of Computer Science and Engineering, North Minzu University, Yinchuan Ningxia

Received: March 15, 2026; accepted: April 14, 2026; published: April 23, 2026

Abstract

Traditional cafeterias globally are commonly confronted with the imbalance between supply and demand. Furthermore, the information asymmetry between cafeterias and diners hampers service optimization and the dining experience. To address these issues, this paper proposes an intelligent cafeteria management system based on deep learning, which enables dynamic inventory adjustment and real-time dish leftover monitoring through data modeling. This project leverages deep

learning technologies, employing Convolutional Neural Networks (CNN) and computer vision algorithms. High-definition cameras are deployed to capture image data, which is dynamically analyzed using OpenCV to accurately identify dish types and remaining quantities. By integrating historical consumption data, real-time feedback, and dish evaluations, the system provides recommendations for supply adjustments. The system adopts a B/S architecture, with a frontend built using Vue.js and a backend using the Django framework. Core functionalities include: 1) A real-time dish leftover recognition model based on CNN and OpenCV; 2) A three-tier decision tree replenishment suggestion module that integrates real-time leftovers, historical sales, and student feedback data; 3) A dish optimization recommendation module based on collaborative filtering algorithms and sentiment analysis of comments. Experimental results show that the dish leftover recognition model achieves an accuracy of 95.27% on a self-constructed dataset of over 4000 images. This system applies deep learning technologies to traditional cafeteria management scenarios, offering a valuable solution for the intelligent upgrading of campus dining services.

Keywords

Deep Learning, Convolutional Neural Network, Cafeteria Management, Data-Driven Decision Making, Collaborative Filtering

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

高校食堂作为典型的团餐场景, 面临就餐时段集中、需求波动大、菜品更新快等挑战, 传统依赖人工经验的管理模式在应对供需失衡与食物浪费问题时显得力不从心。近年来, 国内外在餐饮智能化领域进行了广泛探索。国外研究侧重于利用物联网技术实现供应链精细化管理, 如通过部署 RFID 标签对食材库存进行实时追踪[1], 并尝试用机器学习模型进行销售预测。计算机视觉技术也被引入, 但多数研究与实际运营流程的深度整合尚不充分。国内研究则更关注面向消费者的应用开发, 如线上订餐系统与移动支付集成。随着计算机视觉技术的普及, 孙畅等人提出了面向边缘计算的轻量化菜品识别方法[2], 市场上也涌现出如“智慧食堂”解决方案, 通过 AI 视觉识别实现自助结算。然而, 这些系统多聚焦于“结算”环节, 对于菜品余量实时监控和动态补货决策, 仍缺乏深入研究和有效整合。

综上所述, 现有研究与应用在以下方面存在提升空间: 其一, 实时监控存在盲区, 缺乏对餐台上菜品存量持续、自动的感知能力; 其二, 决策支持呈现割裂, 历史销售、实时视觉、学生反馈等多源数据未有效融合, 难以形成完整闭环; 其三, 运营仍依赖经验主导, 补货和菜品调整缺乏数据驱动的科学依据, 容易造成供需失衡。

针对上述问题, 本研究构建了一个智能高校食堂管理系统。与市场上现有的视觉结算系统相比, 本研究的核心优势在于: 一是将 CNN 视觉识别技术应用于菜品余量的持续监控, 实现从“瞬间识别”到“持续感知”的跨越; 二是构建了融合实时余量、历史销量与情感分析的多层次数据决策模型, 为管理者提供量化的补货与菜品优化建议, 推动食堂管理从经验驱动向数据驱动的转变。

2. 相关工作

2.1. 卷积神经网络(CNN)

神经网络也指的是人工神经网络(Artificial Neural Networks, 简称 ANNs), 是一种模仿生物神经网络

行为特征的算法数学模型，由神经元、节点与节点之间的连接(突触)所构成，如下图 1 所示。

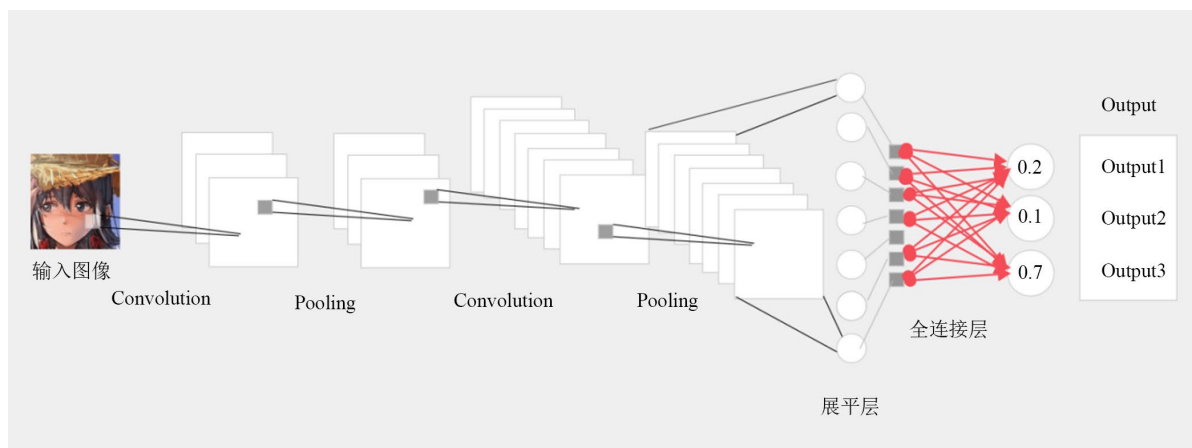


Figure 1. Concept diagram of convolutional neural network

图 1. 卷积神经概念图

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种专门用于处理图像、语音等具有网格结构数据的深度前馈神经网络[3]-[6]。其核心结构包括卷积层、池化层和全连接层。卷积层通过滑动卷积核在输入图像上提取局部特征，输出特征图。CNN 通过层次化特征提取与权值共享机制，在图像识别任务中表现优异，为本系统中菜品余量的实时视觉识别提供了可靠的技术基础。

2.2. 评价指标

(1) 损失函数

损失函数是深度学习模型训练的核心指标，它量化了模型预测值与真实值之间的差异程度。

对于包含 N 个样本的批次，整体损失值为：

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(p_i, y_i) \quad (1)$$

(2) 正确率计算

准确率的计算基于简单的统计原理。对于包含 N 个样本的测试集。

$$\text{Accuracy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(\hat{y} = y_i) \times 100\% \quad (2)$$

2.3. 协同过滤算法

协同过滤(Collaborative Filtering, CF)是推荐系统中的经典算法，其核心思想是利用用户历史行为数据挖掘用户或物品间的相似性[7]。在食堂管理场景中，可将菜品视为物品，将消费记录视为用户行为。基于物品的协同过滤通过计算菜品间的相似度来推荐相关菜品。常用余弦相似度衡量两个菜品销量向量的相似程度：

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j}{\|\mathbf{v}_i\| \|\mathbf{v}_j\|} \quad (3)$$

其中， \mathbf{v}_i 和 \mathbf{v}_j 分别表示菜品 i 和菜品 j 的历史销量向量。预测菜品 i 的预期销量可通过其最相似的 k 个菜品销量加权平均得到：

$$\hat{S}_i = \frac{\sum_{j \in N_k(i)} \text{sim}(i, j) \cdot s_j}{\sum_{j \in N_k(i)} |\text{sim}(i, j)|} \quad (4)$$

2.4. 情感分析

情感分析(Sentiment Analysis)旨在从文本中自动识别用户的情感倾向[8]。在食堂管理系统中,评论文本蕴含用户对菜品的主观评价。情感分析可通过基于词典或机器学习的方法实现情感极性分类。若采用基于情感词典的方法,文本情感得分可通过计算情感词权重之和获得:

$$\text{Score}(T) = \sum_{w \in T} \text{polarity}(w) \cdot \text{intensity}(w) \quad (5)$$

其中, T 为评论文本, w 为情感词, $\text{polarity}(w)$ 表示情感极性(正/负), $\text{intensity}(w)$ 表示情感强度。若采用机器学习方法(如使用逻辑回归分类器),情感分类可表示为:

$$P(y=1|\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{w}^T \mathbf{x} - b}} \quad (6)$$

其中, \mathbf{x} 为文本特征向量, \mathbf{w} 和 b 为模型参数。情感分析技术将非结构化评论文本转化为可量化的情感得分,为菜品质量评估与持续改进提供客观依据,推动食堂管理从经验驱动向数据驱动的转变。

3. 系统总体设计

3.1. 系统架构

该系统采用前后端分离的现代化技术架构,整合了 Web 开发与人工智能技术。系统前端基于 Vue.js 框架构建,其中使用 Router、JavaScript、CSS 等对页面进行优化;后端采用 Django 框架搭建[7]。在核心技术层面,系统引入了深度学习技术,采用 PyTorch 框架开发基于 CNN 卷积神经网络的菜品余量检测模型,结合 OpenCV 进行图像处理,实现对食堂菜品剩余量的智能识别与分类;数据库选用 MySQL 关系型数据库,可靠地存储和管理系统各类数据,包括用户信息、菜品数据、实时余量记录以及用户反馈等内容。技术路线框架图如图 2 所示。

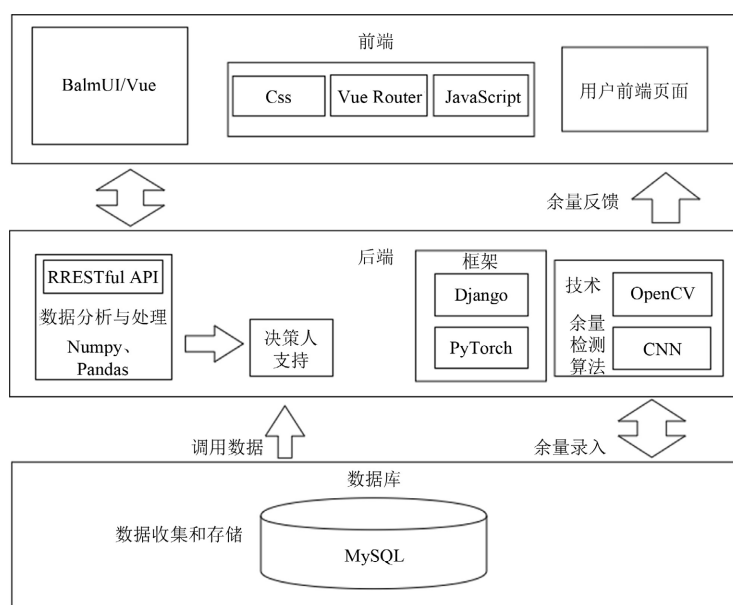


Figure 2. Technical route framework diagram
图 2. 技术路线框架图

3.2. 功能模块

该系统的主要功能包括：

(1) 菜品余量监控功能：系统将菜品实时图像传入菜品余量模型，将图像进行分类，判断菜品为满、半满或为空。用户可以通过系统界面查看各菜品的剩余情况，以便做出更加合理的就餐选择。

(2) 菜品优化功能：系统收集和分析菜品的销售数据和用户反馈，包括销量、剩余量以及用户对菜品口味、质量、价格等方面的评价。通过大数据分析技术，系统为食堂管理提供数据支持，优化资源配置。

(3) 用户权限管理功能：系统区分了学生、教职工和食堂工作人员等不同角色的用户，分配了相应的权限。学生和教职工可以查询菜品余量和提交反馈，而食堂工作人员具有更高的权限，可以管理菜品信息和处理用户反馈。

(4) 菜品管理功能：系统提供了对菜品资源的管理功能，包括菜品信息的录入、修改和删除。食堂工作人员可以通过系统对菜品的供应情况进行管理，确保菜品资源的有效利用。

(5) 数据决策功能：系统根据往期数据与学生反馈的信息进行匹配，判断用户的反馈是否合理同时避免铺张浪费。

功能模块图如图 3 所示。

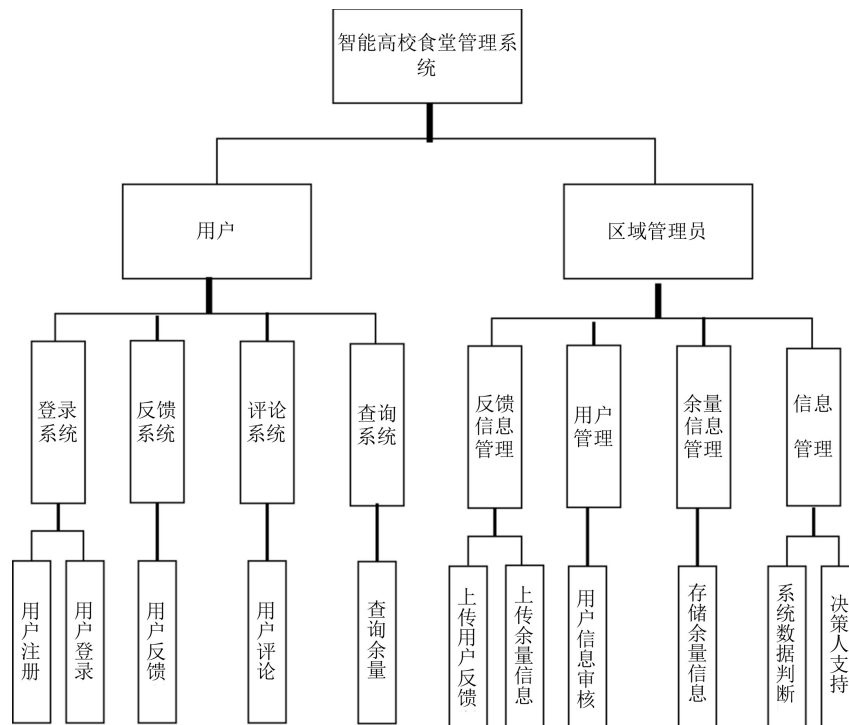


Figure 3. System function module diagram
图 3. 系统功能模块图

3.3. 数据库设计

本系统数据库共包含六张表(表 1~6)：用户扩展表(UserProfile)存储用户个性化信息，菜品表(Dish)记录菜品基本信息与实时余量，评论表(Comment)与历史销售表(HistoricalSales)分别用于存储用户评价和销售数据，学生反馈表(StudentFeedback)记录学生对菜品的反馈状态，并通过外键与 Django 内置用户表(auth_user)关联，共同支撑系统的数据管理与智能决策功能。

Table 1. User profile extension table**表 1.** 用户扩展表

字段名	数据类型	约束/说明	备注	字段名
id	Integer	主键, 自增	自动生成	id
user_id	Integer	外键, 关联 User 表	on_delete = models.CASCADE	user_id
avatar	URL	默认头像 URL	default = ""	avatar
bio	Text	个人简介, 可为空	blank = True	bio
talk	Text	发言/说说, 可为空	blank = True	talk
id	Integer	主键, 自增	自动生成	id
user_id	Integer	外键, 关联 User 表	on_delete = models.CASCADE	user_id

Table 2. Dish information table**表 2.** 菜品表

字段名	数据类型	约束/说明	备注
id	Integer	主键, 自增	自动生成
name	Char (100)	菜品名称	verbose_name = '菜品名称'
description	Text	菜品描述, 可为空	blank = True
quantity	Integer	余量, 默认 100	default = 100
timestamp	DateTime	更新时间	auto_now = True

Table 3. Comment table**表 3.** 评论表

字段名	数据类型	约束/说明	备注
id	Integer	主键, 自增	自动生成
author	Char (100)	评论作者	
content	Text	评论内容	
date	DateTime	评论时间	auto_now_add = True
likes	PositiveInteger	点赞数	default = 0

Table 4. Historical sales table**表 4.** 历史销售表

字段名	数据类型	约束/说明	备注
id	Integer	主键, 自增	自动生成
dish_name	Char (100)	菜品名称	verbose_name = '菜品名称'
quantity_sold	Integer	销售数量	verbose_name = '销售数量'
date	Date	销售日期	verbose_name = '销售日期'

Table 5. Student feedback table**表 5.** 学生反馈表

字段名	数据类型	约束/说明	备注
id	Integer	主键, 自增	自动生成
dish_name	Char (100)	菜品名称	verbose_name = '菜品名称'
feedback	Text	反馈状态	verbose_name = '反馈状态'
timestamp	DateTime	反馈时间	auto_now_add = True
quantity	Integer	反馈数量	default = 2

Table 6. Django built-in user table (auth_user)
表 6. Django 内置用户表(auth_user)

字段名	数据类型	说明
id	Integer	主键
username	Char (150)	用户名
password	Char (128)	密码(加密)
email	Char (254)	邮箱
first_name	Char (150)	名
last_name	Char (150)	姓
is_active	Boolean	是否激活
is_staff	Boolean	是否员工
is_superuser	Boolean	是否超级用户
date_joined	DateTime	加入日期
last_login	DateTime	最后登录

4. 核心功能设计与实现

4.1. 核心流程

4.1.1. 实验结果

模型训练过程主要包括数据准备、特征提取、模型构建三个阶段，具体流程如图 4 所示。在数据准备阶段，对收集到的约 4000 张菜品图像进行系统性预处理。预处理操作包括图像尺寸统一调整、归一化处理以加速模型收敛，将数据集按 8:2 的比例随机划分为训练集与测试集，确保模型评估的客观性。

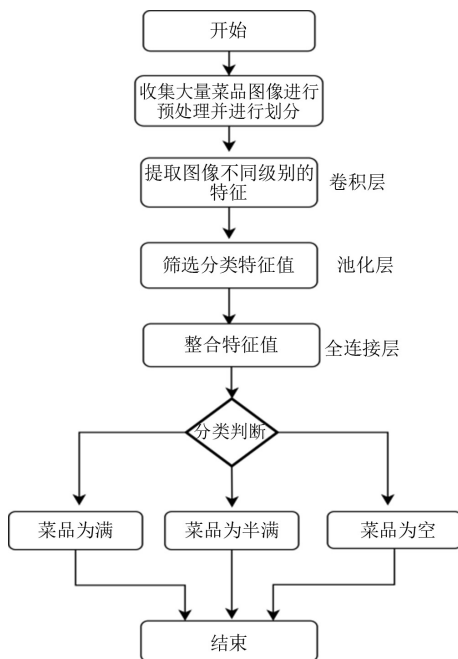


Figure 4. CNN model construction flowchart
图 4. CNN 模型构建流程图

在特征提取阶段，模型输入为标准化的菜品图像，卷积层利用局部连接与权值共享机制，显著减少参数量并捕捉空间局部模式；池化层则通过下采样操作压缩特征维度，提取的高级特征经过展平操作后输入全连接层。

在模型构建阶段，采用 CNN 架构。输入图像经多个卷积层与池化层，自动提取由低到高的层次化特征，最终由全连接层和 Softmax 分类器输出“满”“半满”“空”三类概率。

4.1.2. 多源补货决策

系统决策支持流程主要包含数据汇集、智能分析和决策执行三个阶段，具体流程如图 5 所示。

在**数据汇集阶段**，系统从三个维度采集实时运营数据。模型检测数据通过部署在取餐区的摄像头与计算机视觉算法自动获取，实时识别菜品余量状态、学生反馈数据、历史销售数据。

在**智能分析阶段**，系统基于多源数据进行融合决策分析。采用加权集成算法，将实时余量数据、历史销售趋势与学生反馈评分进行综合计算。通过决策规则，生成最终制作建议。

在**决策执行阶段**，食堂负责人结合系统建议与实际运营经验进行最终决策。由相关负责人进行整改。

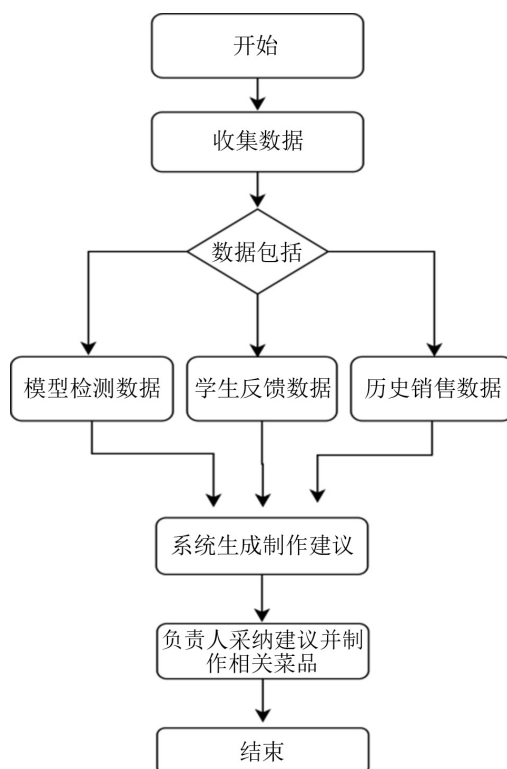


Figure 5. Data decision flowchart
图 5. 数据决策流程图

4.1.3. 菜品优化

菜品优化流程主要包含数据汇集、优化建议生成两个阶段，具体流程如图 6 所示。

在数据汇集阶段，系统同步获取两类核心数据：用户评论专区数据与历史商品销售数据。

在优化建议生成阶段，系统基于上述数据进行综合分析，自动生成优化建议，并交由管理员进行系统优化与决策实施。

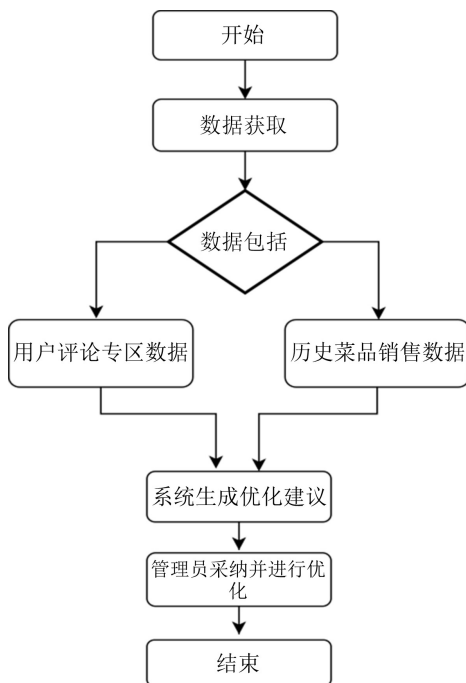


Figure 6. Dish optimization flowchart
图 6. 菜品优化流程图

4.2. 模型实验

4.2.1. 设置环境与数据

(1) 数据来源与使用

本项目数据集来源于网络公开食堂图片与本校食堂照片，共约 4000 张照片，并分为满、半满，空三种类型进行八二划分训练与测试[9] [10]。具体训练样例如图 7 所示。



Figure 7. Dish availability photo
图 7. 菜品余量图片

(2) 实验结果

本模块是系统感知层的核心，负责将视觉信息转化为结构化的余量数据。具体模型预测正确率如表 7 所示。

1) 数据集构建：通过部署在食堂餐盘回收处的高清摄像头，采集并标注了 4000 张菜品图像，构成数据集。每张图像根据菜品剩余量被标注为“满”、“半满”或“空”三类。

2) 模型训练：采用经典的 CNN 架构，使用 PyTorch 框架进行训练。模型输入为归一化后的图像，

通过多个卷积层和池化层提取特征，最后通过全连接层输出分类概率。

3) 模型性能: 将数据集按 8:2 的比例划分为训练集和测试集。训练后的模型在测试集上取得了 95.27% 的准确率，完全满足实时监测的精度要求。

4) 资源优化与平台兼容性: 通过条件判断自动检测并选择 GPU 或 CPU 作为计算设备，实现了计算资源的智能调度。在训练过程中，数据通过 .to (device) 方法自动转移至相应设备，避免了手动设备管理带来的复杂性。预测函数同样继承了这一设计，确保了部署环境与训练环境的一致性，提高了系统的可移植性和部署便利性。

Table 7. Model training results

表 7. 模型训练结果表

时期	1/10	5/10	10/10
损失函数	0.3282	0.1042	0.0111
准确率	91.39%	96.23%	99.58%
测试准确率	95.27		

4.2.2. 基于多源数据融合的补货决策

(1) 基于规则说明

为解决“何时补货”、“为何种菜品补货”的问题，该系统基于 CNN 模型预测到的数据、往年销售的数据、学生反馈的数据，通过树，结合与食堂管理人员交流获取的足量数据的经验值，生成基于规则阈值的数据决策[11]-[13]。通过三次分层条件判断来逐步缩小决策范围。其流程与规则如图 8 所示。

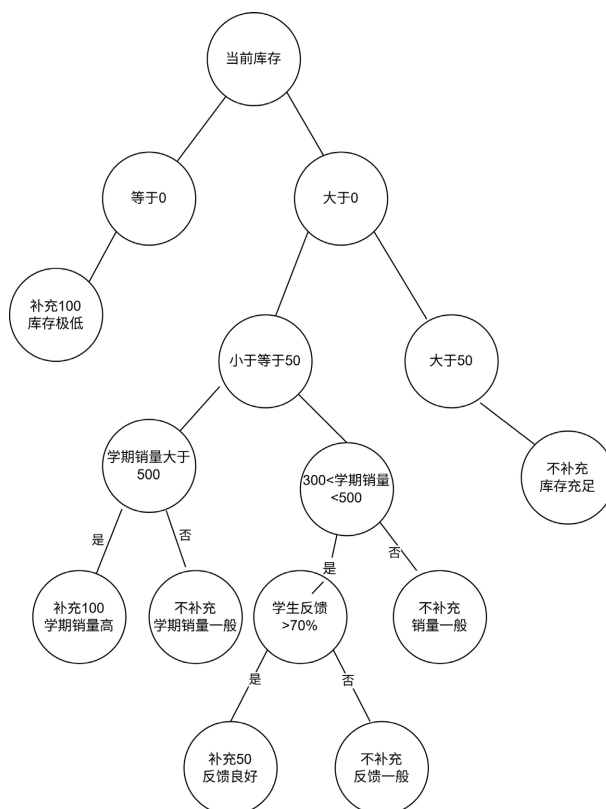


Figure 8. Replenishment decision rule tree

图 8. 补货决策规则树

1) **第一层(实时状态判断)**: 系统读取 CNN 模型识别出的菜品实时余量。若余量为“空”(0), 则立即触发补货建议; 若为“满”(100), 则不补货; 若为“半满”(50), 则进入第二层判断。

2) **第二层(历史销量筛选)**: 对于余量为“半满”的菜品, 查询其历史平均销量。设定阈值: 高销量(>500 份)则建议补货; 低销量(≤ 300 份)则不补货; 中等销量(300~500 份)则进入第三层判断。

3) **第三层(实时反馈裁定)**: 对于中等销量菜品, 分析近期学生对该菜品的“需求”反馈占比。若需求占比超过 70%, 则建议适量补货; 否则暂不补货。

(2) 规则调用与执行

基于上述三层决策逻辑, 系统在实际运行中能够生成差异化的补货建议。

1) 当菜品实时余量识别为 0%时, 无论历史销量与反馈如何, 系统均会生成必须立即补货建议, 补充量为 100 份, 理由是“当前库存为空, 必须立即补充”。对于宫保鸡丁等库存半满(30%~50%)且历史销量超过 500 份的高需求菜品, 系统建议充分补货 100 份, 理由是“近期销量高, 建议补充”。

2) 针库存半满、销量中等(300~500 份)且学生反馈积极(需求占比 > 70%)的菜品, 系统则会生成适度补货建议, 补充量为 50 份, 理由是“销量稳定且反馈积极, 建议适量补充”。若同类菜品反馈一般, 则建议暂不补货。

3) 对于库存半满但历史销量较低(≤ 300 份)的菜品, 系统直接建议不予补货, 理由是“销量较低, 不支持补充”, 避免因盲目补货造成浪费。当糖醋里脊等菜品余量显示为满或接近满状态时, 系统同样建议无需补充, 理由是“库存充足, 无需补充”。

4.2.3. 基于协同过滤与情感分析实现菜品优化

本系统将基于菜品的历史销售数据与用户评论数据进行菜品优化, 一方面通过协同过滤算法解析销售行为, 生成菜品间的相似度矩阵; 另一方面, 通过情感分析技术对评论文本进行量化评估, 以萃取用户的情感倾向分。最终, 二者经由预设的规则引擎进行综合筛选, 从而输出精准的菜品优化建议。

(1) **相似度计算**: 首先, 将历史销售数据转换为菜品 - 日期销量矩阵。然后, 使用余弦相似度计算各菜品之间的销售模式相似性, 形成相似度矩阵。如下表 8, 表 9 所示。

Table 8. Raw data table (Dish-daily sales)

表 8. 原始数据表(菜品 - 日期销量表)

菜品名称	1月1日	1月2日	1月3日	1月4日	1月5日	1月6日	1月7日	1月8日	1月9日	1月10日
红烧肉	120	115	110	105	100	150	145	100	95	90
土豆丝	130	125	120	115	110	160	155	110	105	100
清炒时蔬	80	85	90	95	100	85	80	95	90	85
鱼香茄子	70	75	80	85	90	75	70	85	80	75
宫保鸡丁	105	100	115	110	120	100	110	108	105	100
麻婆豆腐	75	80	85	90	95	80	75	90	85	80
糖醋里脊	140	135	130	125	120	170	165	120	115	110
西红柿鸡蛋	65	70	75	80	85	70	65	80	75	70

Table 9. Cosine similarity matrix

表 9. 余弦相似度矩阵表

菜品	红烧肉	土豆丝	清炒时蔬	鱼香茄子	宫保鸡丁	麻婆豆腐	糖醋里脊	西红柿鸡蛋
红烧肉	1	0.999	0.139	0.103	0.697	0.157	1	0.189
土豆丝	0.999	1	0.193	0.154	0.715	0.212	0.999	0.24
清炒时蔬	0.139	0.193	1	0.993	0.292	0.998	0.14	0.991

续表

鱼香茄子	0.103	0.154	0.993	1	0.258	0.987	0.104	0.984
宫保鸡丁	0.697	0.715	0.292	0.258	1	0.327	0.698	0.365
麻婆豆腐	0.157	0.212	0.998	0.987	0.327	1	0.158	0.994
糖醋里脊	1	0.999	0.14	0.104	0.698	0.158	1	0.19
西红柿鸡蛋	0.189	0.24	0.991	0.984	0.365	0.994	0.19	1

(2) **协同过滤推荐**: 对于目标菜品, 找到与其最相似的 K 个菜品, 并计算这些相似菜品的平均销量。将目标菜品当前销量与相似菜品平均销量进行比较, 给出“增加制作”或“减少制作”的建议。相似度表如下表 10 所示。

Table 10. Dish similarity table

表 10. 菜品相似度表

相似度组别	菜品对	相似度系数
高相似度组(>0.99)		
肉类菜品组	红烧肉 ↔ 糖醋里脊	1.000
	土豆丝 ↔ 糖醋里脊	0.999
	红烧肉 ↔ 土豆丝	0.999
素菜菜品组	清炒时蔬 ↔ 麻婆豆腐	0.998
	清炒时蔬 ↔ 西红柿鸡蛋	0.991
	鱼香茄子 ↔ 麻婆豆腐	0.987
中等相似度组(0.6~0.8)		
	宫保鸡丁 ↔ 土豆丝	0.715
	宫保鸡丁 ↔ 糖醋里脊	0.698
	宫保鸡丁 ↔ 红烧肉	0.697
低相似度组(<0.3)		
	红烧肉 ↔ 清炒时蔬	0.139
	糖醋里脊 ↔ 鱼香茄子	0.104

(3) **情感分析修正**: 同时, 使用情感分析技术处理学生评论, 通过情感词典匹配与程度加权计算出每个菜品的平均情感得分。情感得分极低(<-0.5)的菜品, 即使销量尚可, 也会被标记为“需考虑改进”。最终优化建议是销量分析与情感分析的综合结果。评论数据原始数据如表 11 所示。

Table 11. Sentiment analysis of dish comments

表 11. 菜品评论情感分析表

菜品名称	评论数量	平均情感得分	情感分布	正面评价比例	负面评价比例
红烧肉	128	0.72	强烈正面	82%	5%
土豆丝	95	0.65	正面	78%	8%
清炒时蔬	86	0.31	轻微正面	62%	15%
鱼香茄子	73	-0.42	负面	28%	55%
宫保鸡丁	112	0.58	正面	75%	10%
麻婆豆腐	89	0.25	轻微正面	58%	18%
糖醋里脊	134	0.78	强烈正面	85%	3%
西红柿鸡蛋	67	0.19	中性偏正	54%	20%

(4) **规则实现**: 如果当前菜品的平均销量低于相似菜品平均销量的 70%, 建议“减少制作”。如果当前菜品的平均销量高于相似菜品平均销量的 130%, 建议“增加制作”。如果评论情感得分较低(<-0.5), 建议“考虑改进”。如果评论情感得分较高(>0.5), 建议“增加制作”。结果如下表 12 所示。

Table 12. Dish optimization recommendations based on sales similarity and sentiment analysis

表 12. 基于销量相似度与情感分析的菜品优化建议

菜品名称	相似菜品组	当前建议	情感影响调整	最终建议
红烧肉	肉类组	增加制作	强烈正面+0.72	增加制作
土豆丝	肉类组	增加制作	正面+0.65	增加制作
清炒时蔬	素菜组	维持现状	轻微正面+0.31	维持现状
鱼香茄子	素菜组	减少制作	负面-0.42	减少制作
宫保鸡丁	独立模式	维持现状	正面+0.58	维持现状
麻婆豆腐	素菜组	维持现状	轻微正面+0.25	维持现状
糖醋里脊	肉类组	增加制作	强烈正面+0.78	增加制作
西红柿鸡蛋	素菜组	减少制作	中性偏正+0.19	维持现状

5. 成果展示

5.1. 项目首页展示

项目首页与学生反馈界面以信息展示为主, 采用模块化设计。顶部为系统功能导航, 中部通过数据面板与图表直观呈现菜品余量、热门菜品及反馈趋势, 底部则为交互反馈区域, 支持学生在线提交评价。如图 9 所示。

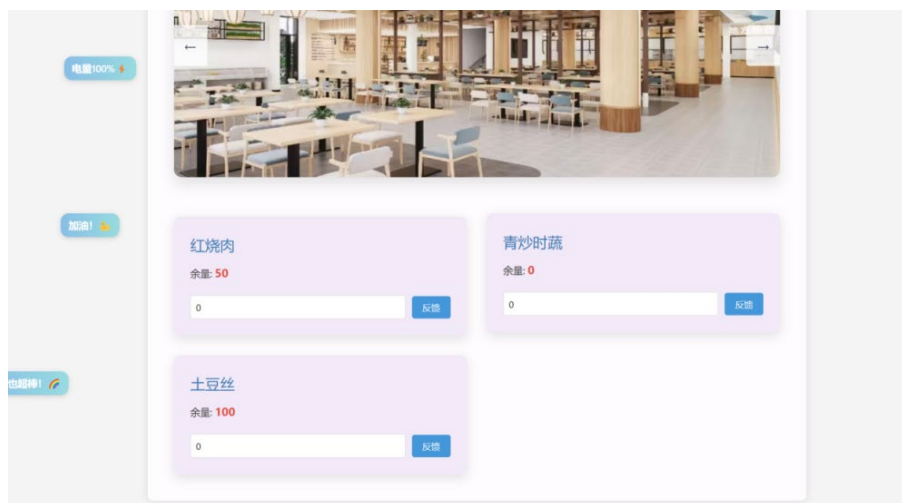


Figure 9. Project homepage and student feedback interface

图 9. 项目首页与学生反馈界面

5.2. 学生反馈界面展示

学生反馈界面为学生提供简洁直观的评价入口, 采用分步式表单设计, 引导用户依次选择菜品、评分并填写具体意见。提交后可实时查看反馈状态, 增强了系统的互动性与透明度。

如图 10 所示。

ID	菜品名称	反馈状态	反馈数量	反馈时间	操作
1	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-05 00:00:00	更新审核
2	清炒时蔬	反馈已处理	10	2025-03-16 17:18:06	更新审核
3	土豆丝	反馈已处理	5	2025-03-20 17:18:30	更新审核
4	红烧肉	反馈已处理	2	2025-03-22 09:24:58	更新审核
5	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-22 09:25:04	更新审核
6	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-22 09:25:44	更新审核
7	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-22 09:26:00	更新审核
8	青炒时蔬	反馈待审核	2	2025-03-22 09:28:55	更新审核
9	青炒时蔬	反馈已处理	3	2025-03-22 09:31:51	更新审核
10	青炒时蔬	反馈待审核	2	2025-03-22 09:32:10	更新审核
11	土豆丝	反馈待审核	5	2025-03-22 10:24:38	更新审核

Figure 10. Student feedback page
图 10. 学生反馈页面

5.3. 菜品优化与决策界面展示

菜品优化与决策界面整合了数据分析与决策支持功能，左侧为菜品列表与实时余量状态，右侧通过决策树可视化展示补货建议生成逻辑。界面下方设有调整建议与执行操作按钮，形成完整的数据决策闭环。如图 11 所示。

菜品名称	建议	当前平均销量	相似菜品平均销量	用户评价	近期趋势	原因
土豆丝	增加制作	120.0	2.5	中立 (1 条)	稳定	销量高于相似菜品平均水平
清炒时蔬	维持现状	3.0	2.5	中立 (1 条)	稳定	
红烧肉	维持现状	2.0	2.5	中立 (3 条)	稳定	

菜品名称	是否需要补充	原因
红烧肉	否	库存充足，不建议补充
清炒时蔬	否	销量较低，不建议补充
土豆丝	否	库存充足，不建议补充
青炒时蔬	否	销量较低，不建议补充

ID	菜品名称	反馈状态	反馈数量	反馈时间	操作
1	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-05 00:00:00	更新审核
2	清炒时蔬	反馈已处理	10	2025-03-16 17:18:06	更新审核
3	土豆丝	反馈已处理	5	2025-03-20 17:18:30	更新审核
4	红烧肉	反馈已处理	2	2025-03-22 09:24:58	更新审核
5	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-22 09:25:04	更新审核
6	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-22 09:25:44	更新审核
7	红烧肉	反馈已处理	20	2025-03-22 09:26:00	更新审核
8	青炒时蔬	反馈待审核	2	2025-03-22 09:28:55	更新审核
9	青炒时蔬	反馈已处理	3	2025-03-22 09:31:51	更新审核
10	青炒时蔬	反馈待审核	2	2025-03-22 09:32:10	更新审核
11	土豆丝	反馈待审核	5	2025-03-22 10:24:38	更新审核

Figure 11. Dish optimization and decision interface
图 11. 菜品优化与决策界面

6. 总结与展望

本研究设计并实现的智能高校食堂管理系统，成功将深度学习技术应用于传统餐饮管理场景，验证了 CNN 视觉识别、协同过滤与情感分析等算法在解决食物浪费与供需失衡问题上的有效性。相较于国内外相关研究，本系统在实时性、多源数据融合与闭环决策方面实现了创新性突破。

当前研究成果表明，系统通过数据驱动的精细化运营，已在试点食堂取得初步成效：日均剩餐量降低约 18%，师生满意度提升近 12%。上述成效验证了计算机视觉识别、个性化推荐与情感分析等技术在真实校园环境中的可行性与协同效应。

未来的工作将聚焦于：1) 模型轻量化与鲁棒性增强，通过模型剪枝与领域自适应等技术，应对光照变化、菜品遮挡等复杂场景[14] [15]；2) 引入时序预测与强化学习优化决策算法，实现动态备餐与智能调度；3) 扩展移动端功能生态，开发智能点餐与营养分析等模块，提升师生用餐体验。

通过持续迭代优化，本研究为智慧校园餐饮的智能化升级提供了具有实践价值的解决方案。

参考文献

- [1] 简凌宇. 大数据赋能校园食堂食品安全风险控制对策[J]. 服务科学和管理, 2026, 15(1): 195-199. <https://doi.org/10.12677/ssem.2026.151024>
- [2] 孙畅, 刘海隆, 宋梦微, 等. 面向边缘计算的轻量化菜品识别方法研究[J]. 包装与食品机械, 2025, 43(6): 10-18.
- [3] 秦立峰, 周馨怡, 高延年, 等. 基于 CNN 与 Transformer 混合模型的自然场景奶牛身份识别[J/OL]. 农业工程学报: 1-13. <https://link.cnki.net/urlid/11.2047.S.20260310.1707.054>, 2026-03-11.
- [4] 赵慎, 李广选, 周鲜成, 等. 多无人机射频信号 CNN|Triplet-DNN 异构网络特征提取与机型识别[J/OL]. 电子与信息学报: 1-11. <https://link.cnki.net/urlid/11.4494.TN.20260301.1549.002>, 2026-03-12.
- [5] Goceri, E. (2025) An Efficient Network with CNN and Transformer Blocks for Glioma Grading and Brain Tumor Classification from MRIs. *Expert Systems with Applications*, **268**, Article ID: 126290. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.126290>
- [6] Spirito, M., Melluso, F., Nicoletta, A., Malfi, P., Cosenza, C., Savino, S., *et al.* (2025) A Comparative Study between SDP-CNN and Time-Frequency-CNN Based Approaches for Fault Detection. *Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics*, **5**, 25-37. <https://doi.org/10.37965/jdmd.2025.888>
- [7] 王海, 孙兆永, 田益民, 张赛赛, 沈立文. 基于改进 Yolov5 航拍图像目标检测[J]. 软件工程与应用, 2023, 12(3): 455-462. <https://doi.org/10.12677/SEA.2023.123045>
- [8] 蒋博文, 王建富. 图像识别技术在农业病虫害监测中的实践与应用[J]. 人工智能与机器人研究, 2025, 14(6): 1551-1560. <https://doi.org/10.12677/airr.2025.146145>
- [9] Xu, Y., Nie, J., Cen, H., Wen, B., Liu, S., Li, J., *et al.* (2023) An Image Detection Model for Aggressive Behavior of Group Sheep. *Animals*, **13**, Article 3688. <https://doi.org/10.3390/ani13233688>
- [10] Yee, L.K., Hamid, I.R.A., ChaiWen, C., Abdullah, Z., Kipli, K. and Foozy, C.F.M. (2024) Deepfake Image Detection Using ResNet50 Model. *2024 1st International Conference on Cyber Security and Computing (CyberComp)*, Melaka, 6-7 November 2024, 80-87. <https://doi.org/10.1109/cybercomp60759.2024.10913843>
- [11] 彭棋, 刘雄章, 杨雨舟, 等. 雷达信号识别方法研究综述: 从传统机器学习到深度学习[J/OL]. 无线电工程: 1-17. <https://link.cnki.net/urlid/13.1097.TN.20260311.1337.008>, 2026-03-12.
- [12] Hussain, S.S., Shah, P.M., Dawood, H., Degang, X., Alshamayleh, A., Khan, M.A., *et al.* (2025) A Swin Transformer and CNN Fusion Framework for Accurate Parkinson Disease Classification in MRI. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 15117. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-93671-5>
- [13] Satpute, R. and Onwe, C.P. (2024) CNN-LSTM Model for Deepfake Image Detection. *2024 2nd DMIHER International Conference on Artificial Intelligence in Healthcare, Education and Industry (IDICAIEI)*, Wardha, 29-30 November 2024, 1-6. <https://doi.org/10.1109/idicaiei61867.2024.10842840>
- [14] 陈帅, 范光涛. 基于 ViT 大模型的安检 X 光图像违禁品识别研究[J]. 山东工业技术, 2026(1): 77-83.
- [15] Disci, R., Gurcan, F. and Soyulu, A. (2025) Advanced Brain Tumor Classification in MR Images Using Transfer Learning and Pre-Trained Deep CNN Models. *Cancers*, **17**, Article 121. <https://doi.org/10.3390/cancers17010121>