数字中医中药

DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2026.03.003

基于深度颜色特征融合的菊花药材智能评价方法研究

毛忠原[1],杨曦晨[1],王天舒[2],陈奕帆[1],蒋健[1],严辉[3,4]
(1. 南京师范大学计算机与电子信息/人工智能学院,江苏 南京 210046;2. 南京中医药大学人工智能与信息技术学院,江苏 南京 210023;3. 中药资源产业化与方剂创新药物国家地方联合工程研究中心,江苏 南京 210023;4. 南京中医药大学,江苏省中药资源产业化过程协同创新中心,江苏 南京 210023)

摘要:目的 高质量的中草药图像可以有效保障相关智能算法的性能,设计面向中草药菊花的图像质量评价方法,智能筛选出符合应用场景需求的菊花图像,具有较高的实用价值。方法 研究面向中草药菊花,首先,构建面向中草药菊花的失真图像数据集。之后,在此基础上提出一种基于深度颜色特征融合的中草药菊花图像质量评价方法,将菊花原始图像从RGB颜色空间转换到HSV和Lab颜色空间,分别提取出S、L和b颜色通道上的图像特征并进行预处理。在此之后,将预处理后的S、L和b 3通道的图像特征与菊花原始图像作为双路网络的输入,形成融合特征描述中草药菊花图像的质量。结果 实验结果显示,设计的中草药菊花数据集构造具有合理性,并且提出的方法在菊花图像失真数据集上性能表现优异,SROCC和PLCC值都达到0.90以上,对菊花图像的评价结果与真实结果高度一致。结论 利用提出的方法能够对图像中菊花的拍摄角度及缺失情况进行准确衡量,可以满足中草药菊花图像智能筛选的需求。

关键词:菊花;颜色空间;智能评价;多路网络;特征融合
中图分类号:R282.71 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2026)03-0013-12

Research on Intelligent Image Quality Assessment Method for Juhua (Chrysanthemi Flos) via Deep Color Feature Fusion

MAO Zhongyuan[1], YANG Xichen[1], WANG Tianshu[2], CHEN Yifan[1], JIANG Jian[1], YAN Hui[3,4]
(1. School of Computer and Electronic Information/School of Artificial Intelligence, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, Jiangsu, China; 2. College of Artificial Intelligence and Information Technology, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China; 3. National and Local Collaborative Engineering Center of Chinese Medicinal Resources Industrialization and Formulae Innovative Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China; 4. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Chinese Medicinal Resources Industrialization, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China)

Abstract: *Objective* High quality images of Chinese herbal medicine can effectively ensure the performance of relevant intelligent algorithms. Designing a quality assessment method of Juhua (Chrysanthemi Flos) image to intelligently screen the images that meet the requirements of application scenarios can provide high practical value. *Methods* This research focused on Juhua (Chrysanthemi Flos). Firstly, it constructed a distorted Juhua (Chrysanthemi Flos) image dataset. And then, it proposed a quality assessment method of Juhua (Chrysanthemi Flos) image based on the deep color feature fusion. In this method, the original Juhua (Chrysanthemi Flos) image was converted from the RGB color space to the HSV color space and Lab color space. The image features of the S color channel, L color channel and b color channel were extracted separately, and the extracted image features were preprocessed. After that, both the preprocessed image features and the original Juhua (Chrysanthemi Flos) image were used as the inputs to a two-stream network to form the fused feature that described the quality of the Juhua (Chrysanthemi Flos) image. *Results* The experimental results demonstrated the rationality of the constructed Juhua (Chrysanthemi Flos) dataset, and the proposed method performed excellently on the distorted Juhua (Chrysanthemi Flos) image dataset, with SROCC and PLCC values reaching above 0.90, and the evaluation results of Juhua (Chrysanthemi Flos) images were highly consistent with the real results. *Conclusion* The method can accurately measures the angular deviation and incomplete distortion of Juhua (Chrysanthemi

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(62101268,82204770);国家现代农业产业技术体系资助项目(CARS-21);江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20210696)
作者简介:毛忠原(2002-),男,江苏扬州人,硕士在读,研究方向:中药材智能分析。
通讯作者:杨曦晨(1989-),男,江苏高邮人,副教授,硕士研究生导师,博士,研究方向:中药材智能分析、图像质量评价。E-mail: xichen_yang@njnu.edu.cn。

Flos) in the images, meeting the requirements for intelligent screening of Juhua(Chrysanthemi Flos) images.

Keywords: Juhua(Chrysanthemi Flos); color space; intelligent assessment; multi channel network; feature fusion

中草药在一些重大疾病诊治中发挥着独特的功效,一直以来都受到国家政策的支持。菊花作为一种传统的中草药,具有很高的药用价值,是卫生部发布的第一批药食两用药材[1]。《本草纲目》中记载,菊能利五脉,调四肢,治头风热补;同时现代药理研究表明,菊花具有改善心肌营养、抑制肿瘤、延缓衰老及增强人体免疫力等功效[2]。

我国的菊花种类十分丰富,不同菊花之间存在药效差异,需要通过品种和品质鉴定以确定菊花品种,从而弄清其药效。目前主要借助于人工手段进行包括菊花在内的大多数中草药的品种与品质鉴定,(1)基原鉴定:通过中草药与标本的形态比对,确认中草药的学名和药用部位,鉴定相应中草药的品种和品质;(2)性状鉴别:通过观察、味尝等方法,对药材的形状、颜色、气味等特征进行分析,对中草药进行品种和品质鉴定;(3)显微鉴定:借助显微镜观察中草药切片的微观特征信息来鉴定中草药的品种和品质;(4)理化鉴定:通过使用物理、化学相关仪器,检测中草药所包含的化学成分,鉴定中草药的品种和品质等级[3]。上述中草药鉴定方法通过人工手段以辨析中草药中形态、颜色以及显微纹理等特征,这需要丰富的经验,同时人工方式带有主观性强、易疲劳等局限性[4]。采用计算机视觉技术让计算机代替人眼,可以有效简化中草药鉴别操作、并提高鉴别的准确性和稳定性。

近年来,计算机视觉技术在植物鉴别方面更趋完善[5]。李欣芮等[6]提出了一种基于残差网络模型的中草药图像识别算法,采用 ResNet50 作为基础模型,并引入卷积块注意力模块,通过通道和空间两个维度提高对图片不同区域的关注度从而增加表征能力,实现对 20 种常见中草药的识别与鉴定。黄方亮等[7]利用改进的 AlexNet 卷积神经网络,实现苍耳、金银花、薄荷、藿香、白花蛇舌草这 5 类中草药叶片图像的识别。张万义等[8]以 VGGNet 模型为基础设计中草药识别方法,在蒲公英、决明子、车前子、益母草、薄荷等 17 种中草药上的识别准确率高达 96%。齐保峰等[9]提出一种基于 VGG16 改进的轻量神经网络模型进行生活场景中草药识别。刘伟等[10]使用 Mobile Net V3 网络对 15 种常见的中草药进行识别,准确率达到 99.64%。在中草药识别方法中,也会利用不同颜色通道提取图像特征进行分析。郭灿璨等[11]提出的基于卷积神经网络的中草药识别算法,选择在 HSV 颜色通道提取图像的颜色特征进行分析,以提高图像识别的准确性。在 KOLIVAND H 等[12]提出的利用脉络检测进行叶片形态分类和植物种类鉴定的方法中,选择利用 HSL 颜色空间中 H 颜色通道分割叶脉与叶片,以更好地获取叶脉特征。

利用计算机视觉技术的中草药应用需要大量高质量中草药图像支撑,但是在中草药图像的采集过程中,由于设备使用不规范或者中草药本身质量问题,中草药图像会存在失真导致的信息损失。因此在利用中草药图像实现中草药鉴别等应用前,需要对图像进行有效筛选。在图像筛选上,李雷达等[13]提出了一种基于掩膜的人脸图像质量评价方法,实现人脸图像的筛选。彭晨辉等[14]提出了一种基于子宫颈细胞学报告系统(the bethesda system, TBS)诊断标准和图像质量共识的细胞病理图像评价方法,实现细胞病理图像的有效筛选。所以,在现有图像质量评价方法的基础上,设计面向中草药图像的质量评价方法,能够为利用计算机视觉技术的中草药应用筛选出足量的符合要求的中草药图像。考虑到,大多数中草药缺少对应的参考图像,所以选择无参考图像质量评价方法。无参考图像质量评价方法不需要参考信息,无需人工参与即可对图像质量进行客观准确的评价,能够减少时间和人力的耗费。当前无参考图像质量评价方法主要分为基于自然场景统计的方法以及基于深度神经网络的方法。MITTAL A 等[15]提出的基于空间域的无参考图像质量评价方法(blind/referenceless image spatial quality evaluator, BRISQUE),在空间域上提取自然场景统计特征,利用支持向量机(support vector machine, SVM)训练得到图像质量评价模型。MITTAL A 等[16]提出的基于自然场景统计特征的无监督的自然图像质量评价方法(natural image quality evaluator, NIQE)将提取的特征拟合到多元高斯(multivariate gaussian, MVG)模型中描述图像质量的变化。近年来,在计算机视觉处理领域中深度学习算法在图像分类、图像质量评价等具体应用上扮演着愈发重要的角色[17]。KANG L 等[18]提出基于卷积神经网络的图像质量评价方法(convolutional neural networks for no-reference image quality assessment, CNNIQA),该算法首次将卷积神经网络应用到无参考图像质量评价方法中。LIU X 等[19]利用排序学习和孪生网络技术,解决图像质量评价任务中数据集大小有限的问题。REN H 等[20]利用恢复性对抗网络提取失真图像块和修复图像块的特征,实现图像质量的分析。SU S 等[21]提出的基于自适应超网络架构的无参考图像质量评价方法(blindly assess image quality in the wild guided by a self-adaptive hyper network, HyperIQA),方法融合图像细粒度细节与全局信息进行图像质量评价。CHEN C 等[22]以 ResNet50 网络为骨干设计启发式网络(heuristic coarse-to-fine network, CFANet),专注语义上重要的局部失真区域。目前无参考图像质量评价方法主要针对不同的失真情况,没有完全针对中草药图像的方法,所以本研究针对中草药图像展开研究,设计面向中草药的图像质量评价方法。

在图像质量的分析中,融合多种特征能够更加全面描述图像质量的变化,更有效提高方法的性能和泛化能力。周怀博等[23]利用深层特征与较浅层特征的信息交互,有效地平衡局部和全部信息,更加全面地评估图像质量。杨春玲等[24]利用 ResNet50 提取的多尺度特征,通过特征逐层融合的方式进行图像质量评价。同样整合不同颜色通道上的特征表示,能够更全面预测图像质量。FU H 等[25]提出一种多颜色空间融合网络(multiple color-space fusion network, MCF-Net),融合不同颜色空间表示,以预测图像质量等级。WU Q 等[26]提出一种新的特征融合方案,将图像的多个域和多个颜色通道的统计信息相结合,进行图像质量预测。

针对以上情况,本研究提出了一种基于深度颜色特征融合的中草药菊花图像质量评价方法,以实现中草药菊花图像的智能筛选。本研究主要工作包括:(1)从人工采集的菊花图像中筛选出失真图像,并制定失真等级评判标准,构建面向中草药菊花的失真数据集,为后续研究提供数据支撑。(2)设计面向中草药菊花的图像质量评价方法,提取菊花图像在 HSV 和 Lab 颜色空间上的 S、L 与 b 颜色通道特征,以及 RGB 颜色空间中的颜色通道特征,利用深度神经网络对不同颜色通道上的特征进行深度挖掘,捕捉图像中颜色、纹理等信息,将颜色特征与纹理特征有机结合。最后利用特征融合的方式对中草药菊花图像进行质量评分。通过实验,本研究设计的方法在菊花图像失真数据集上性能表现良好,SROCC 和 PLCC 值都达到 0.90 以上,表明方法能够为中草药菊花图像进行准确的质量评价。

1 面向中草药菊花的失真数据集构建

本研究所用的菊花图像数据集中包含了 2885 张菊花正面图像,均为人工拍摄获取的菊花药材图像。数据集一共包含了 18 种不同产地不同类别的菊花,具体包括:(1)河南周口、江苏盐城射阳、贵州息烽、浙江桐乡石门和武义白姆乡、河北巨鹿和湖北随州的杭白菊;(2)安徽黄山和河南商丘的贡菊;(3)安徽亳州的亳菊;(4)歙县的七月菊;(5)黄山的大板菊;(6)黄山的金丝菊;(7)江西九江的桃菊;(8)江苏盐城响水的香菊;(9)河南焦作的怀菊;(10)河南焦作的祁白菊。数据集中存在一些真实失真图像,具体如插页Ⅰ图 1 所示。在插页Ⅰ图 1 中,左边框中是无失真的菊花正面图像,图像可以较好展示出菊花正面的花瓣、花蕊的颜色特征、细节纹理特征等;中间框中是存在角度问题的菊花失真图像,这类图像会存在菊花背面的绿色花萼和花托部分,后续处理中会提供错误的颜色特征与纹理特征;右边框中是存在菊花缺失问题的菊花失真图像,这类图像无法提供完整菊花特征信息。本研究筛选出存在角度失真和缺失失真的真实图像构建面向中草药菊花的失真数据集,为后续的研究提供数据支撑。

1.1 失真图像的筛选

本研究发现与无失真的菊花正面图像相比,两种失真图像在颜色分布和菊花形态特征上存在严重的失真。并且对于两种失真图像而言,图像中菊花的形态也存在着一定差异,所以本研究针对角度失真和缺失失真分别制定了相应的筛选标准。

1.1.1 *角度失真* 对于没有角度失真的菊花正面图像而言,观察不到菊花背面的花萼和花托部分,除此之外,从正面角度拍摄到的菊花图像可以看到完整的花蕊并且周围花瓣向多个方向发散,而从非正面角度拍摄到的菊花图像难以观察到完整的花蕊,看到的大部分花瓣是单一方向排列。所以本研究制定了以下标准来筛选角度失真图像:

(1)在菊花图像中,是否观察到绿色的花萼和花托,如果观察到明显的绿色花萼和花托,则将该图像视为角度失真图像,反之视为无失真图像。

(2)在菊花图像中,如果观察不到完整的花蕊,或者观察到大部分花瓣呈单一方向排列,则将该图像视为角度失真图像,反之视为无失真图像。

1.1.2 *缺失失真* 对于没有缺失失真的菊花正面图像而言,菊花整体呈饱满完整状态,并且花瓣与花蕊都是完整无缺的。所以本研究制定了以下标准来筛选缺失失真图像:

(1)在菊花图像中,如果观察到菊花整体形态上有不完整的部分,花瓣、花蕊呈稀疏状态,则将该图像视为缺失失真图像,反之视为无失真图像。

(2)在菊花图像中,如果观察到花瓣或者花蕊有明显缺失,暴露出后面的花萼部分,则将该图像视为缺失失真图像,反之视为无失真图像。

利用上述筛选标准,本研究将数据集划分为无失真图像和失真图像,其中失真图像包含两部分:①角度失真图像;②缺失失真图像。数据集具体情况如插页Ⅱ图 2 所示。

1.2 失真图像的质量标定

本研究发现在两种失真图像上,不同品种的菊花在图像中的形态表现上具有共通性,所以只需要依据失真图像中菊花的形态表现,就可以对失真图像的失真程度进行等级设置。本研究对两种失真图像分别做了等级设置处理,进一步构建出带有质量分数标签的菊花图像失真数据集。

在等级设置处理中,本研究将无失真的菊花正面图像默认为 1 级图像,失真图像的图像等级默认从 2 级开始。

1.2.1 *角度失真图像* 对于角度失真图像而言,本研究设置了 4 个失真等级,等级越高表示失真程度越严重,每个等级的评判标准如下,分级示例如插页Ⅱ图 3 所示。

(1)2 级图像上可以看到菊花中心的花蕊,并且菊花背面的花萼和花托部分在整个图像中占比很少,菊花整体呈稍微倾斜状态;

(2)3 级图像上能够明显看到一小部分菊花背面的花萼和花托,菊花整体的倾斜角度略大;

(3)4 级图像上只能观察到一小部分花蕊,能够看到不完整的菊花背面的花萼和花托,图像主体为包裹花蕊的外围花瓣,菊花整体的倾斜角度大;

(4)5 级图像上能够看到完整的菊花背面的花萼和花托,整体图像看上去与从背面角度拍摄的菊花图像接近。

1.2.2 *缺失失真图像* 对于缺失失真图像而言,本研究设置了 4 个失真等级,等级越高表示失真程度越严重,每个等级的评判标准如下,分级示例如插页Ⅱ图 4 所示。

(1)2 级图像中花瓣有所缺少,但菊花整体形态保持完整,整体上可能存在小部分明显缺口;

(2)3 级图像中花瓣上的缺失较多,导致菊花整体看上去有较大的明显缺口或菊花整体看上去花瓣稀少;

(3)4 级图像中花瓣缺失情况严重,菊花整体看上去只有花蕊部分较为完整,周围存在一部分花瓣,有明显的整体缺失感;

(4)5 级图像中只有花蕊部分保持较为完整,花蕊周围的大部分花瓣都缺失。

根据上述的分级评判标准,本研究为两种失真图像统一设置了 2 级、3 级、4 级、5 级 4 个失真等级,并将对应的无失真菊花正面图像作为 1 级图像,每个失真等级都包含 18 种不同品种的菊花图像,具体示例如插页Ⅲ图 5 所示。

本研究将图像失真等级作为对应图像的质量分数标签,两

个失真数据集为后续训练图像质量评价方法提供数据支撑。数据集具体图像分布如表 1 所示。

表 1 失真数据集 单位:张

菊花品种	菊花角度失真数据集					菊花缺失失真数据集				
	1 级	2 级	3 级	4 级	5 级	1 级	2 级	3 级	4 级	5 级
安徽亳州亳菊	9	7	11	4	12	15	14	12	7	5
安徽黄山大板菊	10	7	9	44	8	10	9	6	5	4
河南商丘贡菊	7	7	4	1	4	11	12	12	8	27
河南焦作怀菊	10	7	8	5	4	8	3	4	6	4
安徽黄山贡菊	9	9	6	6	2	7	7	5	11	6
安徽黄山金丝菊	8	5	6	1	5	4	4	4	2	2
安徽歙县七月菊	7	8	5	4	8	7	9	12	5	5
河南焦作祁白菊	10	12	8	4	3	9	6	9	6	20
江西九江桃菊	9	1	1	1	3	13	14	11	8	4
贵州息烽杭白菊	10	6	11	10	13	0	1	2	2	0
河北巨鹿杭白菊	12	10	14	9	18	9	4	1	0	0
河南周口杭白菊	11	5	10	3	3	5	4	3	2	0
湖北随州杭白菊	6	5	8	5	5	0	0	0	0	0
江苏盐城射阳杭白菊	11	7	8	1	4	4	8	9	9	9
江苏盐城响水香菊	7	3	1	0	2	0	2	2	0	1
浙江桐乡石门 1 杭白菊	9	5	9	3	3	3	1	3	1	7
浙江桐乡石门 2 杭白菊	7	4	6	1	3	5	4	5	4	0
浙江武义白姆乡杭白菊	3	1	0	1	0	0	0	0	0	0

2 基于深度颜色特征融合的中草药菊花图像质量评价方法

本研究所提出的基于深度颜色特征融合的中草药菊花图像质量评价方法的整体框架如插页Ⅱ图 6 所示,方法分为 3 个部分:1)NET1:提取 HSV 和 Lab 颜色空间中的 S 颜色通道特征 f^S、L 颜色通道特征 f^L 和 b 颜色通道特征 f^b,利用从灰度图中计算得到的局部二值模式(Local Binary Patterns,LBP)特征矩阵 f^{LBP} 对 3 个特征分别进行预处理,并将预处理后的 3 个特征融合,得到特征 f^{SLB},之后利用卷积网络进一步挖掘其中质量相关的语义特征;2)NET2:提取原图 RGB 颜色空间中 R、G、B 3 通道的特征 f^R、f^G、f^B 进行特征融合,之后利用网络进一步分析原图中质量相关的语义特征;3)特征融合与质量评估:融合 NET1 和 NET2 提取的质量相关特征,实现图像质量的全面描述。

2.1 颜色空间网络

方法中设计的 NET1 用于深度挖掘菊花图像在 HSV 和 Lab 颜色空间上的 S、L 和 b 颜色通道特征。首先,将菊花原始图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 和 Lab 颜色空间,相较于 RGB 颜色空间,HSV 和 Lab 颜色空间能够从更多不同角度来描述图像特征。考虑到 HSV 和 Lab 两个颜色空间之间存在一定的信息冗余,所以分别提取两个颜色空间上特定通道的特征。插页Ⅲ图 7 展示的是菊花原始图像,以及 S、L 和 b 3 个颜色通道图像。其中,S 通道表示饱和度,用于描述图像颜色的鲜艳程度;L 通道表示亮度,用于描述图像的亮暗情况;b 通道表示黄蓝色度,用于描述图像颜色在蓝色到黄色之间的变化;并且 L 和 b 通道包含的信息更加贴合人类视觉感知到的图像信息。观察插页Ⅲ图 7 中 S、L 和 b 颜色通道图像,可以发现每个颜色通道包含的特征信息存在着明显差异,它们分别从不同角度对菊花图像进行描述,相互之间存在的冗余信息较少。

提取出 S、L 和 b 颜色通道特征后,分别进行预处理,预处理分为两部分:(1)局部对比度归一化,利用 3×3 大小的窗口对三个颜色通道上的特征分别进行归一化处理,归一化计算的公式如下:

$$x'(i,j)=\frac{x(i,j)-\mu(i,j)}{\sigma(i,j)+1} \quad (1)$$

其中(i,j)表示的是图像中像素点位置,如果图像的高度为 m、宽度为 n,那么 i 的取值范围为[1,m],j 的取值范围为[1,n],x′(i,j)是 x(i,j)位置上归一化后的像素值,x(i,j)=是(i,j)位置上原始像素值,μ(i,j)是以(i,j)为中心的 3×3 大小的窗口内所有像素值的平均值,σ(i,j)是利用以(i,j)为中心的大小的窗口内所有像素值的平方均值和所有像素值的均值平方计算得到的标准差。为了避免标准差为 0 时出错,在分母上加上 1。

(2)加权处理,利用菊花原始图像的灰度图计算出 LBP 矩阵,之后利用最大最小归一化方式对 LBP 矩阵进行归一化处理,归一化计算的公式如下:

$$x'(i,j)=\frac{x(i,j)-X_{min}}{X_{max}-X_{min}} \quad (2)$$

其中(i,j)表示的是图像中像素点位置,如果图像的高度为 m、宽度为 n,那么 i 的取值范围为[1,m],j 的取值范围为[1,n],x′(i,j)是 x(i,j)位置上归一化后的像素值,x(i,j)是(i,j)位置上原始像素值,X_{min} 和 X_{max} 分别是图像所有像素值中的最小值和最大值。

LBP 矩阵主要用来描述图像的局部纹理特征信息,图像中重要区域的 LBP 值会高。将归一化后的 LBP 矩阵作为权重矩阵,与颜色通道特征进行元素级相乘,可以将图像的纹理特征与颜色特征有效结合,从而更全面地描述图像,并且能够强化图像中重要区域内的颜色特征。计算 LBP 值的过程如插页Ⅲ图 8 所示,利用 3×3 大小的窗口扫描灰度图的像素矩阵,以窗口中心的数值为阈值,将其余区域的数值与阈值进行比较,如果数值小于阈值,则标记该区域为 0,反之标记为 1,最后,将标记值排列为二进制数,作为窗口中心区域的 LBP 值。

融合 3 个颜色通道的特征可以更加全面地描述菊花图像质量,所以本研究将预处理后的 S、L 和 b 颜色通道特征融合到一起。之后利用卷积神经网络对其进行更深层次的特征挖掘与分析,在提取更深层次颜色特征的同时,提取不同颜色通道的纹理特征,将每个通道中的纹理细节与颜色特征相结合。该网络中包含多层网络结构,包含多个卷积层、池化层,网络结构的详细参数如表 2 所示。

2.2 RGB 空间网络

方法中设计的 NET2 用于挖掘菊花原始图像在 RGB 颜色空间上的特征。利用公式(1)对菊花原始图像在 RGB 颜色空间上的 R、G 和 B 3 个颜色通道特征进行归一化处理。之后,将归一化后的 R、G 和 B 3 个颜色通道特征融合输入到设计好的卷积神经网络中,具体网络结构如插页Ⅳ图 9 所示。

该网络以 ResNet18 网络为主干网络,对菊花原始图像在 RGB 颜色空间上的特征进行提取与挖掘,不仅提取各通道的颜色信息,还深入挖掘每个通道中的纹理特征,将纹理特征与

颜色信息有机结合。网络中设计多个卷积组,每个卷积组中有两个卷积层,并在每个卷积组之间加入跳跃连接,允许低层输出跳过两个卷积层直接连接到高层输入。这样做的优点是,即使中间两个卷积层没有做出任何有价值的改变,依旧能够保证之前的有效信息能够传输到后续层中,有助于网络在深层中仍然能够捕捉到重要的特征信息,从而提升网络的性能;并且在梯度反向传播的过程中,可以让梯度直接通过跳跃连接传播到较浅的层,能够有效缓解梯度消失问题,使训练深层网络变得更加稳定和高效。

表 2 NET1 中的网络结构参数

层名称	参数
卷积层 1	input channels = 3, output channels = 64, kernel size = 7, padding = 3, stride = 2
最大池化层 1	kernel size = 3, padding = 1, stride = 2
卷积层 2_1	input channels = 64, output channels = 128, kernel size = 3, padding = 1, stride = 2
卷积层 2_2	input channels = 128, output channels = 128, kernel size = 3, padding = 1, stride = 1
卷积层 3_1	input channels = 128, output channels = 256, kernel size = 3, padding = 1, stride = 2
卷积层 3_2	input channels = 256, output channels = 256, kernel size = 3, padding = 1, stride = 1
卷积层 4_1	input channels = 256, output channels = 512, kernel size = 3, padding = 1, stride = 2
卷积层 4_2	input channels = 512, output channels = 512, kernel size = 3, padding = 1, stride = 1
平均池化层	kernel size = 3, padding = 1, stride = 1

2.3 特征融合与质量评估

方法中,最后将两个网络输出的深度特征在第二维度上拼接到一起,形成融合特征,将不同颜色通道上的深度特征信息有效地结合起来,更加全面地描述菊花图像的特征;之后将融合特征输入到两个卷积组中,对融合特征进行进一步的挖掘与分析,特征融合处理结构具体如插页Ⅳ图 10 所示。

两个网络的输出在经过插页Ⅳ图 10 所示的特征融合处理结构后,会输入到一个最大最小池化层中,该层将每个特征图都转变为一个最大值和一个最小值。在这之后再次利用结构参数如表 3 所示的全连接层将多个节点值线性回归得到图像质量分数。

表 3 全连接层结构参数

层名称	参数
全连接层 1	input nodes = 4096, output nodes = 2048
全连接层 2	input nodes = 2048, output nodes = 1024
全连接层 3	input nodes = 1024, output nodes = 512
全连接层 4	input nodes = 512, output nodes = 256
全连接层 5	input nodes = 256, output nodes = 1

3 实验

3.1 实验环境与评价指标

本研究利用菊花角度失真数据集和菊花缺失失真数据集进行图像质量评价方法的训练与实验。在角度失真数据集中,1 级图像有 155 张,2 级图像有 109 张,3 级图像有 125 张,4 级图像有 103 张,5 级图像有 100 张;在缺失失真数据集中,1 级图像有 110 张,2 级图像有 102 张,3 级图像有 100 张,4 级图像有 76 张,5 级图像有 94 张。

本研究使用斯皮尔曼秩序相关系数(Spearman rank - order correlation coefficient,SROCC)和皮尔逊线性相关系数(Pearson linear correlation coefficient,PLCC)这两个指标来衡量图像质量评价方法的性能。SROCC 可以用来衡量预测结果与主观结果之间的单调性,SROCC 值的绝对值和 1 的差距越小,表示客观评价结果越接近主观评价结果。PLCC 可以用来衡量客观和主观两个评分之间的相关性,PLCC 值的绝对值越接近 1,表示客观评价方法的结果越准确。

3.2 颜色通道性能对比

为了挑选出适合菊花图像质量评价的颜色通道以及验证多颜色通道特征融合的合理性,本研究分析 HSV 和 Lab 颜色空间中每个单一颜色通道利用 NET1 进行菊花图像质量评价的性能,并尝试融合不同颜色通道特征利用 NET1 进行菊花图像质量评价,性能表现如表 4 所示。依据表中结果,使用 S、L 和 b 单颜色通道特征利用 NET1 取得的性能要明显优于使用 H、V 和 a 单颜色通道特征取得的性能,并且使用 SLb 融合特征进行菊花图像质量评价时,SROCC 和 PLCC 的值分别达到 0.797 3和0.771 6,相对于使用 HSL 和 Vab 融合特征,SROCC 值分别提高了 0.200 2、0.028 5,PLCC 值分别提高了0.186 3、0.038 2。所以本研究挑选 S、L 和 b 颜色通道特征来进行中草药菊花图像质量评价。并且使用多颜色通道融合特征利用 NET1 进行菊花图像质量评价时,SROCC 和 PLCC 的值均高于使用单颜色通道特征,说明融合多颜色通道特征能够实现方法性能的有效提升。

表 4 不同颜色通道特征性能结果

方法	角度失真数据集	
	SROCC	PLCC
使用 H 通道特征	0.414 0	0.402 9
使用 S 通道特征	0.587 6	0.543 0
使用 V 通道特征	0.493 5	0.496 7
使用 L 通道特征	0.570 8	0.559 8
使用 a 通道特征	0.477 0	0.391 8
使用 b 通道特征	0.594 3	0.547 4
使用 HSL 融合特征	0.597 1	0.585 3
使用 Vab 融合特征	0.768 8	0.733 4
使用 SLb 融合特征	0.797 3	0.771 6

3.3 NET2 主干网络选择

为了选出 NET2 的主干网络,本研究测试了以不同版本 ResNet[27] 网络为主干网络的方法性能。在 NET1 与特征融合处理结构保持一致的前提下,调整 NET2 的主干网络,进行不同主干网络的对比实验,实验结果如表 5 所示。从表中可以看到,以 ResNet18 网络为主干网络的方法性能表现最优,SROCC 和 PLCC 值分别达到 0.909 6 和 0.909 0,所以本研究最终选择将 ResNet18 网络作为 NET2 的主干网络。

3.4 消融实验

为了验证融合处理两个网络输出的特征能够有效地提高方法性能,本研究设计了两组消融实验,分别是只使用 NET1 和只使用 NET2。表 6 为消融实验结果表,在只使用 NET1 的

情况下,方法在两个失真数据集上的性能表现较好,SROCC 和 PLCC 值都达到 0.72 以上,但与本研究方法相比仍有较大差距。在只使用 NET2 的情况下,方法在两个失真数据集上的性能表现有所提升,SROCC 和 PLCC 值都达到 0.89 以上,但仍然比不上本研究方法。本研究方法在两个失真数据集上的性能表现优异,在角度失真数据集上,SROCC 和 PLCC 值都达到 0.91 以上;在缺失失真数据集上,SROCC 和 PLCC 值都达到 0.90 以上,接近 0.91。说明 NET1 和 NET2 挖掘出的深度特征对描述菊花图像的质量起到正面作用,并且融合两个网络的输出特征可以实现不同颜色通道特征的互补,能够有效地提高方法性能。

表 5 不同主干网络对比

主干网络	角度失真数据集	
	SROCC	PLCC
Resnet18	0.909 6	0.909 0
Resnet34	0.899 2	0.894 6
Resnet50	0.890 7	0.889 9
Resnet101	0.837 1	0.811 6
Resnet152	0.873 7	0.871 8

表 6 消融实验结果

实验条件	角度失真数据集		缺失失真数据集	
	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC
只使用 NET1	0.797 3	0.771 6	0.738 4	0.726 2
只使用 NET2	0.901 7	0.899 5	0.896 5	0.892 7
ours	0.915 0	0.912 1	0.909 6	0.909 0

3.5 性能对比

为了对方法的性能进行有效的评估,本研究进行了对比实验。将本研究方法与 4 种常见网络 AlexNet[28]、VGGNet[29]、GoogLeNet[30]和 DenseNet[31],以及 4 种图像质量评价方法 BRISQUE、NIQE、CNNIQA 和 HyperIQA 进行对比。在对比实验中,将数据集中 80% 的图像作为训练集,剩余 20% 的图像作为测试集,利用训练集训练出模型,利用测试集对模型进行评价。为了确保实验结果的准确性,本研究进行了多轮重复实验,取多轮实验后各评价指标的平均值作为该方法的性能评估结果。

表 7 为对比实验结果表,从表中可以观察到,在两个失真数据集上本研究方法对应的 SROCC 和 PLCC 值均达到了最高,在角度失真数据集上,本研究方法对应的 SROCC 和 PLCC 值分别达到 0.915 0 和 0.912 1,在缺失失真数据集上,本研究方法对应的 SROCC 和 PLCC 值分别达到 0.909 6 和 0.909 0。在 4 种常见网络中,性能表现较优的是 densenet169 网络,该网络在两个失真数据集上对应的 SROCC 和 PLCC 值达到 0.89 以上,但仍然比不上本研究方法,说明本研究方法中的网络结构能够更准确地提取出与菊花图像质量相关的有效特征;在 4 种图像质量评价方法中,HyperIQA 方法在性能上具有明显优势,该方法在两个失真数据集上对应的 SROCC 和 PLCC 值达到 0.89 以上,但与本研究方法相比仍然有一定差距,说明本研究方法在菊花真实失真图像上进行质量评价更具优势,与人类主观感知的一致性更高。

表 7 对比实验结果

方法	角度失真数据集		缺失失真数据集	
	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC
Alexnet 值	0.800 9	0.793 5	0.801 1	0.798 0
VGG16	0.827 6	0.803 7	0.805 5	0.804 4
Googlenet 值	0.760 0	0.752 8	0.756 3	0.749 7
densenet169	0.907 7	0.904 6	0.901 4	0.897 2
BRISQUE	0.381 7	0.473 7	0.699 6	0.777 5
NIQE	0.274 3	0.165 2	0.395 9	0.391 5
CNNIQA	0.476 0	0.476 5	0.511 0	0.462 1
HyperIQA	0.897 1	0.899 9	0.893 5	0.898 9
ours	0.915 0	0.912 1	0.909 6	0.909 0

3.6 稳定性测试

本研究设计了稳定性测试实验,通过箱型图来表示本研究方法与不同方法在两个失真数据集上的性能表现。见插页Ⅳ图 11 为方法性能测试的箱型图,图中箱型图的 x 轴表示不同的方法,y 轴表示对应的评价指标值,每个方法对应的箱子形态可以描述该方法的性能表现。从图可以观察到,在角度失真数据集上,本研究方法对应的箱子形态更小,说明本研究方法的评价波动范围小,并且本研究方法的中位数高于其他方法,说明本研究方法的评价准确性高。在缺失失真数据集上,虽然本研究方法对应的箱子形态比 densenet169 网络对应的箱子形态大一点,但是本研究方法的中位线仍然是最高的,说明本研究方法虽然存在一点波动,但是在评价准确性上具有优势。

3.7 可视化结果分析

为了增强模型的可解释性,本研究通过热力图可视化模型在进行质量分数预测时关注的区域,将模型关注的区域以不同的颜色标记,其中红色和黄色表示模型高度关注的区域,蓝色和绿色表示模型较少关注的区域,并将热力图与原图叠加,更加直观地展示出模型在预测质量分数时关注的具体图像区域,如插页Ⅴ图 12 所示。依据图中结果,在不同菊花图像失真数据集上训练出的两种模型在进行质量分数预测时,都关注于图像中菊花关键区域,与人眼观察特点相一致,表明通过本研究方法训练出的模型在预测质量分数时能够正确捕捉图像中关键信息。

本研究通过评价结果的可视化,展示方法的图像质量评价效果。从两个数据集中分别挑选出不同级别的菊花失真图像,利用本研究方法训练出来的模型和 VGGNet16 网络训练出来的模型分别对其进行评价,形成对比。插页Ⅴ图 13 为评价结果可视化图,图中 x 轴代表模型预测值,即模型生成的图像质量评价分数,y 轴代表真实标签值,即菊花失真图像的真实质量分数,圆点代表的是本研究方法训练出来的模型的评价情况,五角星代表的是 VGGNet16 网络训练出来的模型的评价情况。从图中可以看出 VGGNet16 网络训练出来的模型对两种失真图像的评价,都存在模型评分与真实评分相差较大的情况,而本研究方法训练出来的模型对两种失真图像的评价十分稳定,评价结果与图像的真实评分贴近。

4 讨论

本研究提出了一种基于深度颜色特征融合的中草药菊花

图像质量评价方法，利用不同颜色通道上的深度特征来进行中草药菊花图像的质量评价，实现中草药菊花图像的智能筛选。依据实验结果，方法的性能表现良好，评价结果与人类主观感知分数能够达到较高的一致性。在研究中，首先对人工拍摄的不同产地不同品种的菊花药材图像展开研究与分析，制定筛选标准，从中筛选出角度失真图像和缺失失真图像，之后进一步的制定失真等级评判标准，构建面向中草药菊花的失真数据集。以数据集为支撑设计方法，将菊花图像转换到不同颜色空间上，提取出不同颜色通道上的特征信息，对不同颜色通道上的特征进行预处理，并利用卷积神经网络对其进行深度挖掘与分析，最后融合多种特征来描述菊花图像的质量。尽管本研究取得了一系列成果，但仍有较大的研究空间，在未来，可以将方法拓展到其他失真情况上，也可以将方法拓展到不同的中草药上，更新补充数据集内容，改进网络结构，以解决不同中草药和不同失真情况的图像质量评价问题。

参考文献

[1] 周衡朴，任敏霞，管家齐，等. 菊花化学成分，药理作用的研究进展及质量标志物预测分析[J]. 中草药，2019，50(19)：4785－4795.

[2] 金建忠，闻鸣，申屠超. 杭白菊化学成分最新研究进展[J]. 食品工业科技，2014，35(15)：386－389.

[3] 王艳霓. 传统中药鉴定技术的发展及应用[J]. 中国中医药现代远程教育，2023，21(2)：60－63.

[4] 单成钢，王志芬，苏学合，等. 数字图像处理技术在中药材鉴定中的应用[J]. 现代中药研究与实践，2008，22(5)：58－61.

[5] 张红侠，王宇，朱正安，等. 相似中草药植物鉴定技术的研究进展与展望[J]. 世界科学技术－中医药现代化，2018，20(12)：2202－2207.

[6] 李欣芮，舒后，宋玮，等. 基于残差网络的中草药识别系统的设计与实现[J]. 北京印刷学院学报，2023，31(12)：69－73.

[7] 黄方亮，沈同平，金力. 改进的 AlexNet 卷积神经网络用于中草药叶片分类[J]. 安庆师范大学学报(自然科学版)，2020，26(3)：70－75.

[8] 张万义，张千，潘继波，等. 基于深度学习的中草药分类识别[J]. 智慧健康，2020，6(35)：1－4，13.

[9] 齐保峰，刘华明，王先传，等. 基于轻量神经网络的中草药识别研究[J]. 洛阳理工学院学报(自然科学版)，2023，33(1)：73－78.

[10] 刘伟，肖致，刘波. 基于深度学习的中草药植物图像识别研究与应用[J]. 信息与电脑(理论版)，2022，34(12)：32－34.

[11] 郭灿璨，朱玉祥，张俊明，等. 基于卷积神经网络的中草药识别算法研究[J]. 中医药信息，2024，41(11)：29－34.

[12] KOLIVAND H，FERN B M，SABA T，et al. A new leaf venation detection technique for plant species classification[J]. Arabian Journal for Science and Engineering，2019，44：3315－3327.

[13] 李雷达，殷杨涛，吴金建，等. 掩膜融合下的人脸图像质量评价方法[J]. 中国图象图形学报，2022，27(12)：3476－3490.

[14] 彭晨辉，刘皓晨，高玮宁，等. 细胞病理图像质量评价方法[J]. 哈尔滨理工大学学报，2023，28(5)：75－84.

[15] MITTAL A，MOORTHY A K，BOVIK A C. No－reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on image processing，2012，21(12)：4695－4708.

[16] MITTAL A，SOUNDARARAJAN R，BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. IEEE Signal processing letters，2012，20(3)：209－212.

[17] 黄佳美，张伟彬，熊官送. 基于深度卷积神经网络的汽车图像分类算法与加速研究[J]. 现代电子技术，2024，47(7)：140－144.

[18] KANG L，YE P，LI Y，et al. Convolutional neural networks for no－reference image quality assessment[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition，2014：1733－1740.

[19] LIU X，VAN DE WEIJER J，BAGDANOV A D. Rankiqa：Learning from rankings for no－reference image quality assessment[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision，2017：1040－1049.

[20] REN H，CHEN D，WANG Y. RAN4IQA：Restorative adversarial nets for no－reference image quality assessment[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence，2018，32(1)：1036－1040.

[21] SU S，YAN Q，ZHU Y，et al. Blindly assess image quality in the wild guided by a self－adaptive hyper network[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition，2020：3667－3676.

[22] CHEN C，MO J，HOU J，et al. Topiq：A top－down approach from semantics to distortions for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing，2024(2)：210－213.

[23] 周怀博，贾惠珍，王同罕. 基于 RFB 和超网络的跨尺度多层次真实失真图像质量评价方法[J]. 现代电子技术，2024，47(9)：47－52.

[24] 杨春玲，杨雅静. 基于多尺度特征逐层融合深度神经网络的无参考图像质量评价方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版)，2022，50(4)：81－89，141.

[25] FU H，WANG B，SHEN J，et al. Evaluation of retinal image quality assessment networks in different color－spaces[J]. Springer International Publishing，2019(1)：48－56.

[26] WU Q，LI H，MENG F，et al. Blind image quality assessment based on multichannel feature fusion and label transfer[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology，2015，26(3)：425－440.

[27] HE K，ZHANG X，REN S，et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition，2016：770－778.

[28] KRIZHEVSKY A，SUTSKEVER I，HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM，2017，60(6)：84－90.

[29] IMONYAN K，ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large－Scale Image Recognition[J]. CoRR，2014(1409)：1556.

[30] SZEGEDY C，LIU W，JIA Y，et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition，2015：1－9.

[31] HUANG G，LIU Z，VAN DER MAATEN L，et al. Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition，2017：4700－4708.

基于深度颜色特征融合的菊花药材智能评价方法研究

（正文见 13－19 页）



图 1　菊花示例图

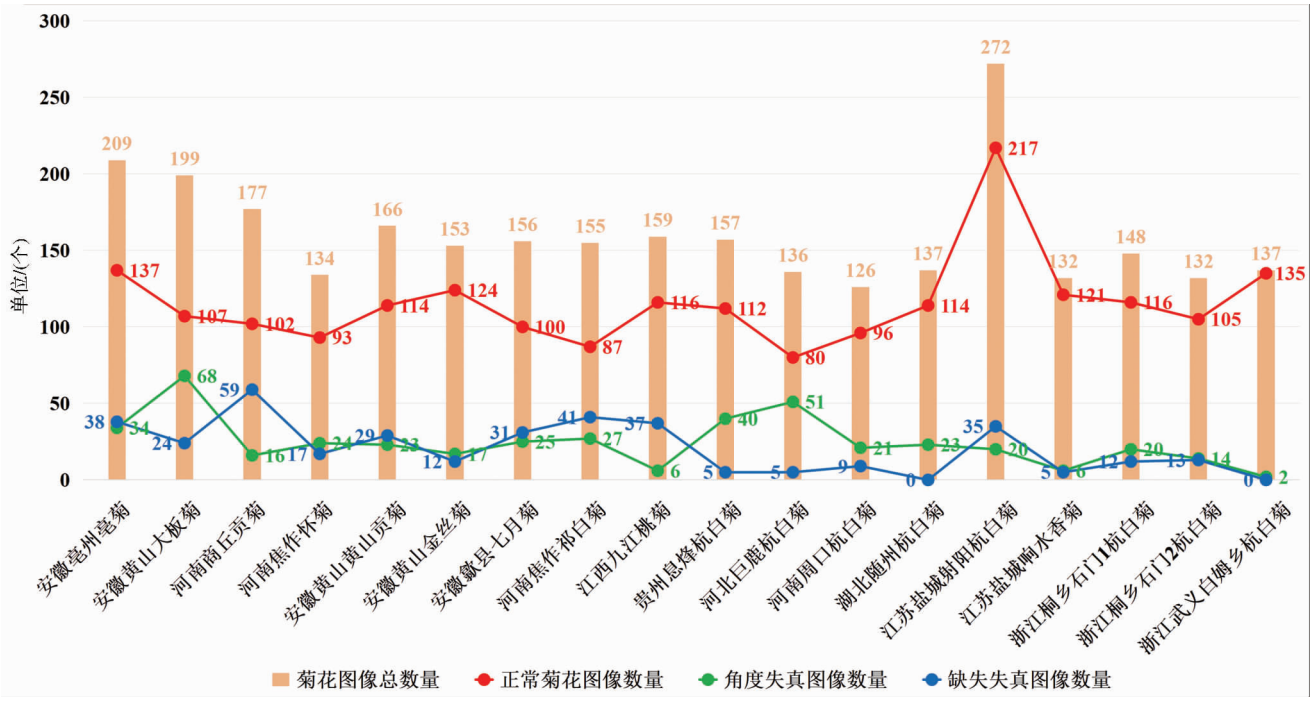


图 2 菊花图像数据集



图 3 角度问题上菊花正面图像的分级示例



图 4 缺失问题上菊花正面图像的分级示例

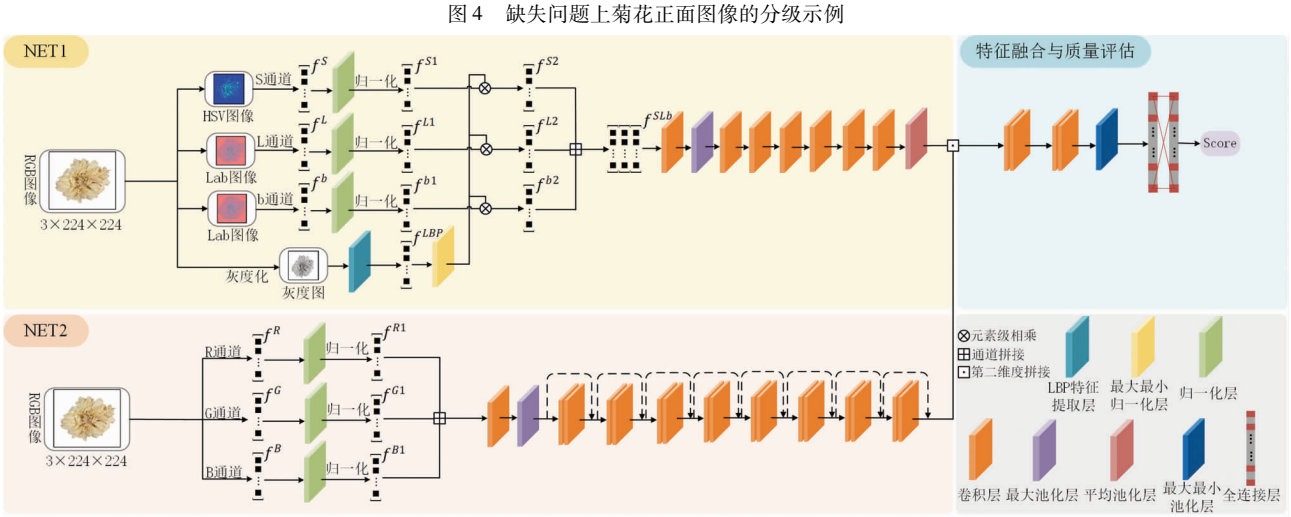


图 6 方法框架

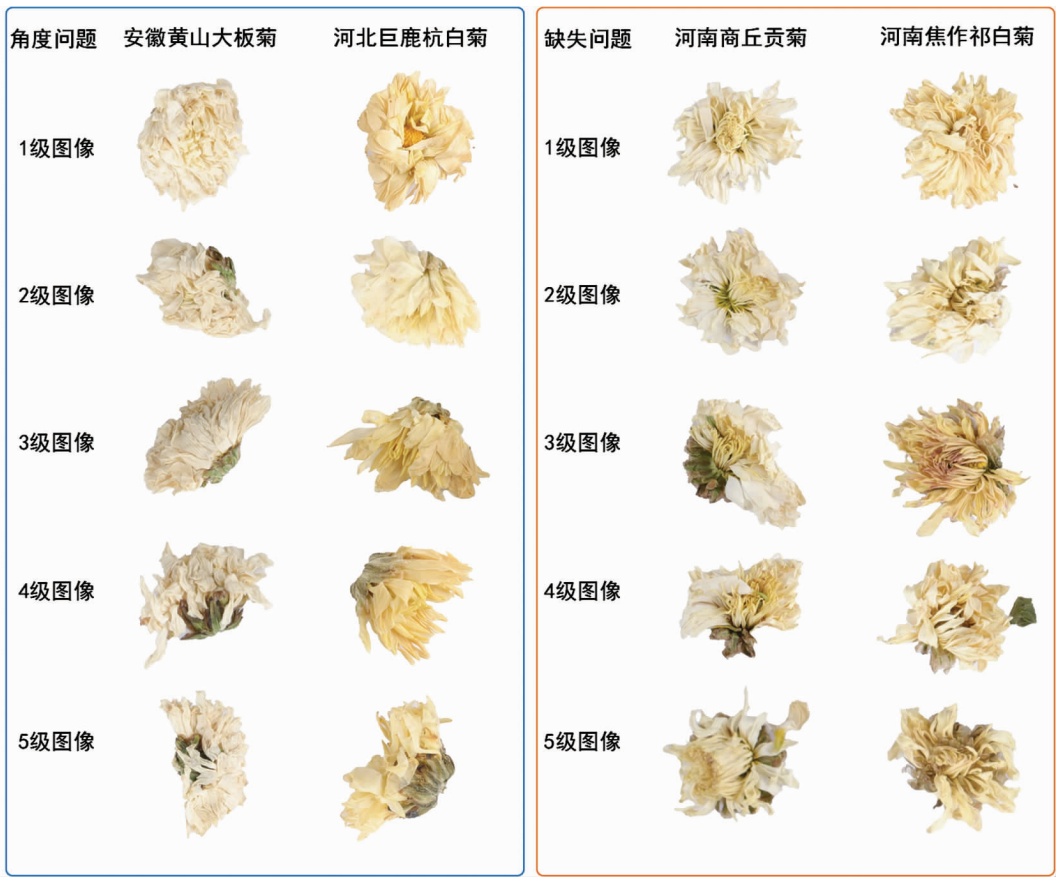


图 5　失真数据集示例

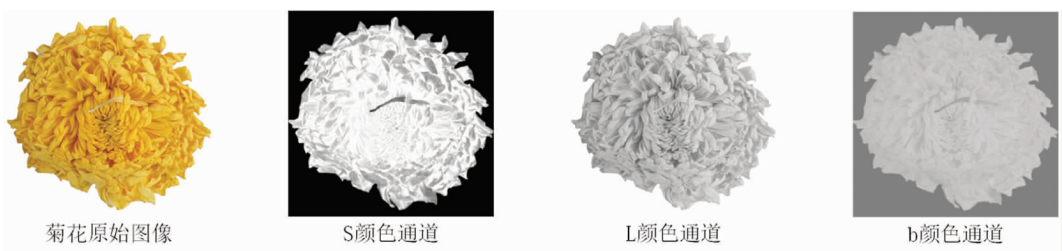


图 7　不同颜色通道图像

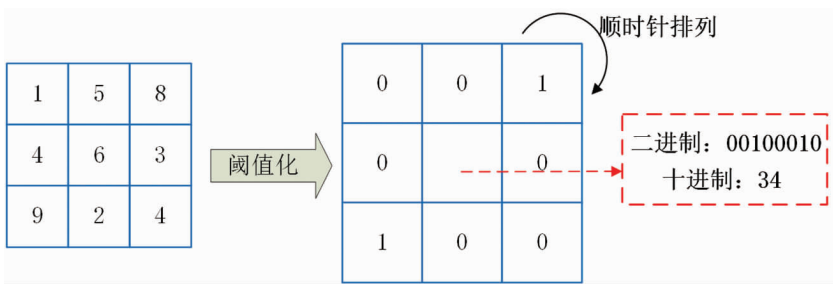


图 8　LBP 计算图例

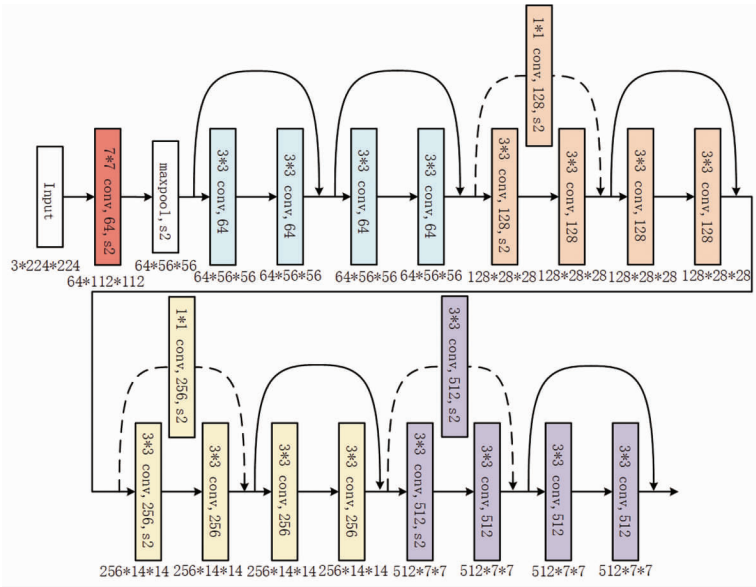


图 9　NET2 中的网络结构图

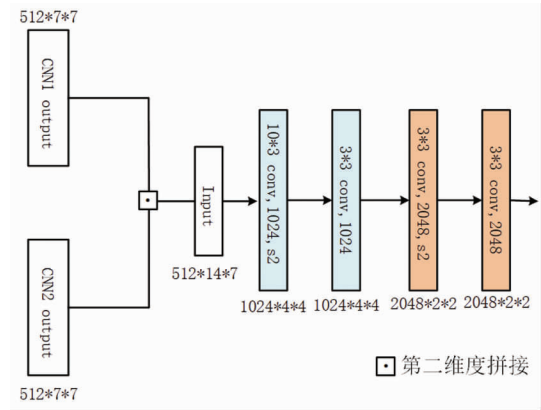
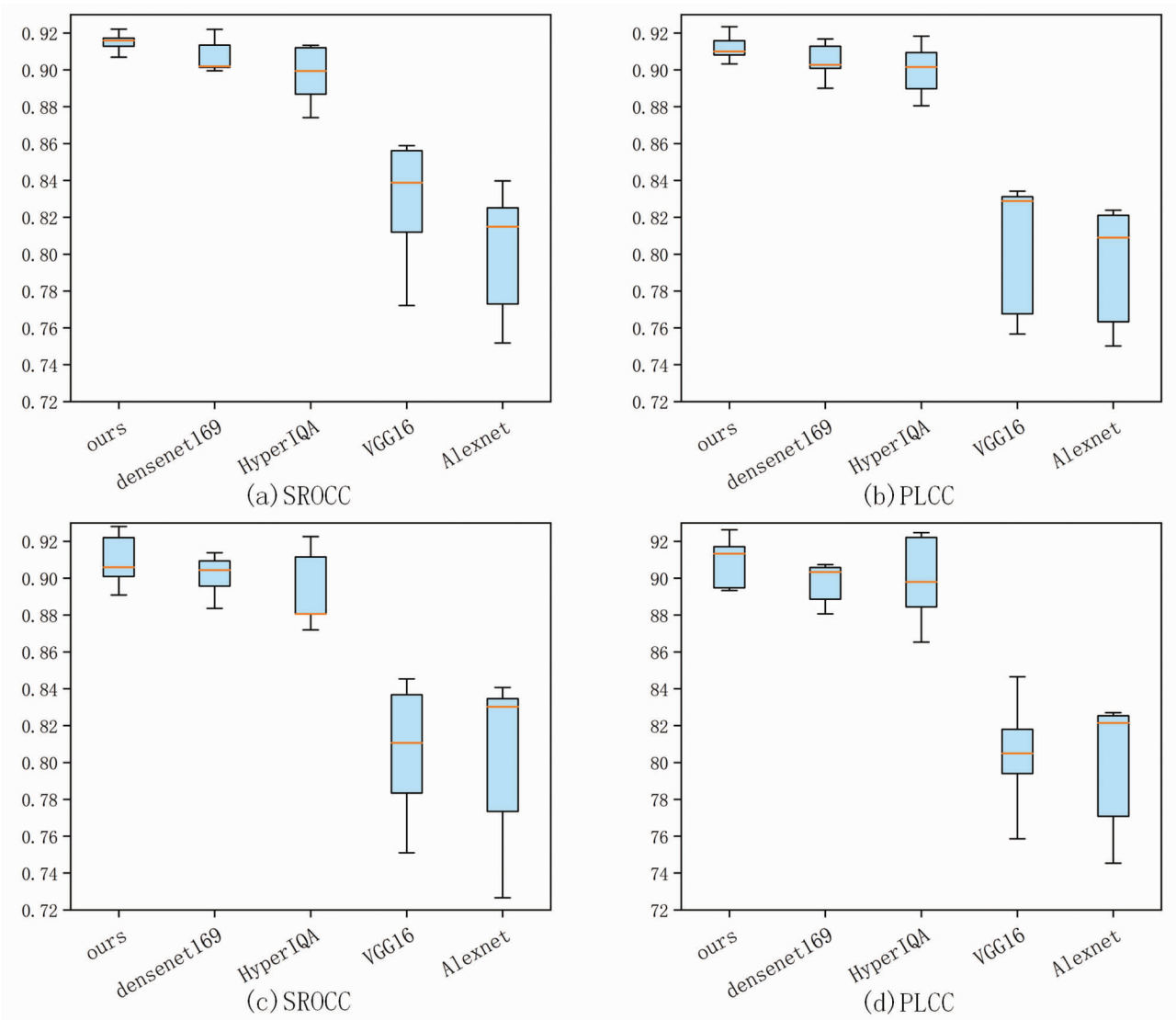


图 10　特征融合处理结构



注：(a)－(b)角度失真数据集；(c)－(d)缺失失真数据集。

图 11　两个数据集上方法性能测试的箱型图

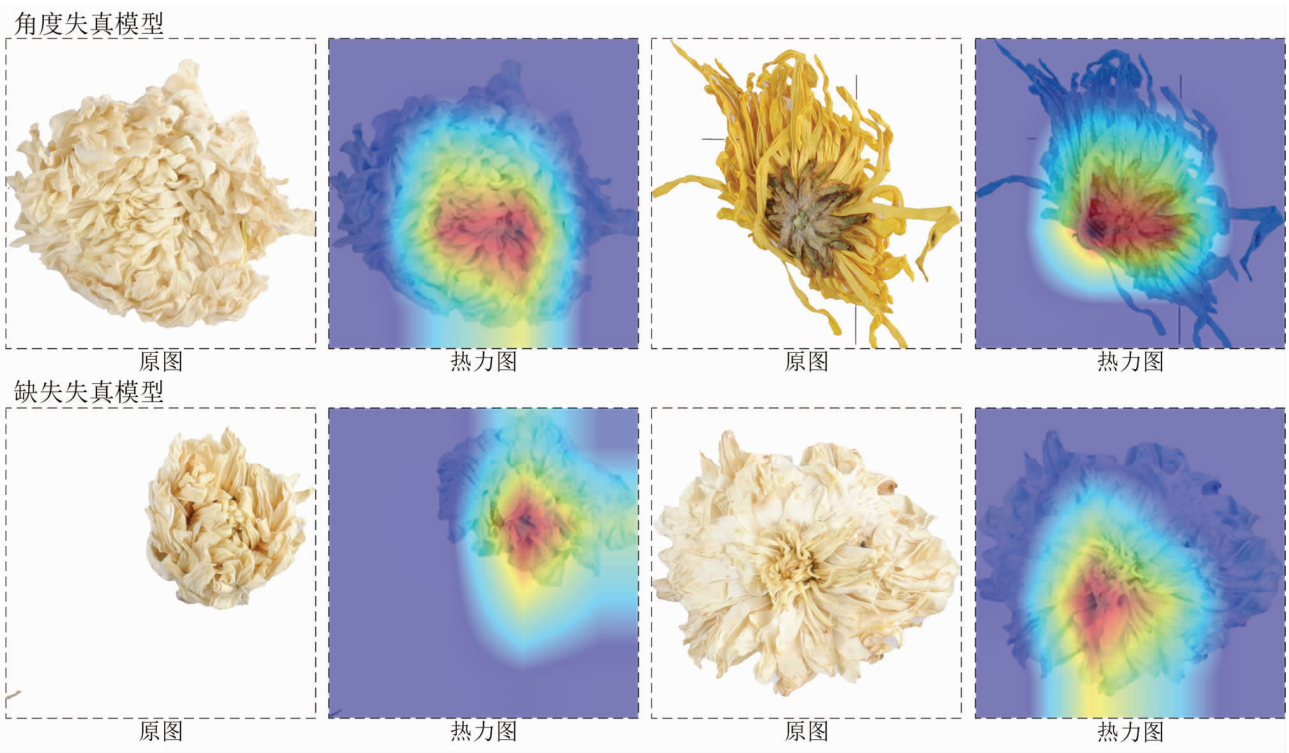


图 12　模型决策可视化

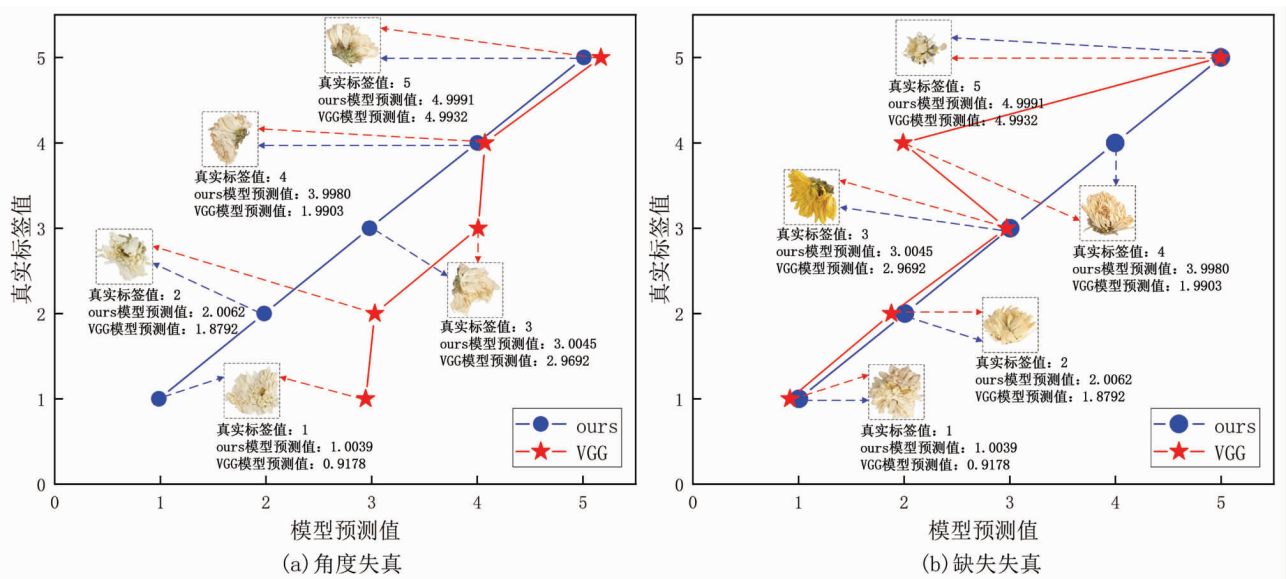


图 13　评价结果可视化