

基于LP-CAAPPCNN的低亮度苹果图像增强研究

康苑, 张树艳, 李小波*

塔里木大学信息工程学院, 新疆 阿拉尔

收稿日期: 2026年6月28日; 录用日期: 2026年7月20日; 发布日期: 2026年7月30日

摘要

针对低亮度环境下采集的苹果图像存在亮度低、对比度差、细节丢失及噪声放大等问题, 本文提出一种基于LP-CAAPPCNN的图像增强方法。该方法首先通过拉普拉斯金字塔将亮度图像分解为多个高频细节层与一个低频近似层, 实现噪声与结构信息的分离; 在此基础上, 设计上下文感知的像素级自适应参数机制, 依据局部亮度与纹理统计动态计算脉冲耦合神经网络的链接强度、衰减系数及阈值幅度, 并对低频近似层进行精准增强; 最后, 通过引导滤波后处理, 实现噪声抑制与视觉质量的联合优化。在低亮度苹果图像数据集上进行验证, 实验结果表明实验结果表明, 本文所提方法在信息熵等客观指标上均优于对比方法, 能够有效提升低亮度苹果图像中的缺陷识别能力, 并提升高质量检测水平。

关键词

低亮度图像增强, 脉冲耦合神经网络, 拉普拉斯金字塔, 上下文感知, 苹果图像

A Study on Low-Light Apple Image Enhancement Using LP-CAAPPCNN

Yuan Kang, Shuyan Zhang, Xiaobo Li*

School of Information Engineering, Tarim University, Alaer Xinjiang

Received: June 28, 2026; accepted: July 20, 2026; published: July 30, 2026

Abstract

To address issues such as low brightness, poor contrast, loss of detail and noise amplification in images of apples captured in low-light environments, this paper proposes an image enhancement

*通讯作者。

文章引用: 康苑, 张树艳, 李小波. 基于 LP-CAAPPCNN 的低亮度苹果图像增强研究[J]. 图像与信号处理, 2026, 15(3): 375-383. DOI: 10.12677/jisp.2026.153033

method based on LP-CAAPPCNN. This method first decomposes the luminance image into multiple high-frequency detail layers and a low-frequency approximation layer using a Laplacian pyramid, thereby separating noise from structural information. Building on this, a context-aware, pixel-level adaptive parameter mechanism is designed to dynamically calculate the connection weights, decay coefficients and threshold amplitudes of the spiking-coupled neural network based on local luminance and texture statistics, enabling precise enhancement of the low-frequency approximation layer; Finally, through post-processing via guided filtering, noise suppression and visual quality are jointly optimised. Validation on a dataset of low-luminance apple images demonstrates that the proposed method outperforms comparison methods in objective metrics such as information entropy, effectively enhancing defect recognition capabilities in low-luminance apple images and improving the quality of detection.

Keywords

Low-Light Image Enhancement, Spiking Neural Networks, Laplacian Pyramids, Context-Aware, Apple Images

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

苹果产业作为我国重要的果蔬产业之一，其采后品质检测水平直接影响果品价值与市场竞争力[1]。表面缺陷(如腐烂、碰伤、锈斑等)[2]是苹果等级评定的核心指标。基于机器视觉的检测技术因其非接触、高效率和高精度[3]等优势，逐渐发展为苹果表面缺陷检测的主流方法。然而在实际采摘、贮藏及分选等作业场景中，光照条件往往难以实现理想化控制，导致采集到的苹果图像存在亮度不足、对比度低、细节模糊[4][5]等问题，严重制约了缺陷识别的准确率。具体而言，低亮度环境会削弱缺陷边缘与正常果皮区域间的灰度差异，引发颜色信息失真，同时放大图像噪声，使得现有识别模型在低质量输入条件下的误检率与漏检率显著上升。因此，面向低亮度苹果图像开展高质量增强方法研究，并将其作为缺陷识别^[6,7]的前置处理环节，对于提升苹果采后品质检测的智能化水平、降低因光照不良导致的分级误差、增强苹果品牌竞争力与果农经济效益，具有重要的理论意义与现实价值。

2. 相关工作

图像增强旨在改善图像视觉效果，突出关键信息，是低亮度图像处理中的基础性研究课题。传统方法如直方图均衡化及其变体[8][9]、其思想是保持像素之间的相对关系并使其服从均匀分布，但易出现色偏现象，同时由于灰度及合并而丢失细节信息。伽马校正[10]虽实现简单、计算高效，但易导致过增强，噪声放大等缺陷。基于 Retinex 理论[11]的方法通过分离亮度分量与反射分量进行增强，能够在提升亮度的同时保持色彩相对稳定，但其高斯滤波尺度等参数设置依赖经验，对复杂场景的泛化能力有限。近年来，基于深度学习的增强方法[12]-[14]取得了显著进展，通过端到端的非线性映射实现了优异的增强效果，然而这类方法通常依赖大量配对的低亮度与正常亮度图像进行训练，在农业图像领域，高质量配对数据的获取成本较高，限制了其在实际应用中的推广。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是一种不同于传统人工神经网络的新型神经网络，它有着重要的生物学背景[15]，其灵感来源于猫的大脑视觉皮层中实验所观察到的与特征有关的神

神经元同步行为现象而提出的, 具有全局耦合、脉冲同步及阈值动态调整等特性, 在图像分割、增强等任务中展现出优异性能。与传统增强方法相比, PCNN 无需大量训练数据即可通过迭代脉冲发放实现图像的自适应增强, 这一特性使其在样本稀缺的农业图像领域具有独特优势。其中, 点火控制的简化脉冲耦合神经网络(Fire-Controlled Modified Simplified Pulse Coupled Neural Network, FC-MSPCNN)通过引入点火控制机制简化了模型结构[16], 降低了计算复杂度, 但仍采用全局固定参数, 难以适应图像不同区域的局部差异, 在低亮度图像增强过程中易出现暗区增强不足、亮区过曝以及噪声放大等问题。

综上所述, 现有方法在自适应能力、噪声抑制与数据依赖等方面仍存在不足。针对上述问题, 本文提出一种基于拉普拉斯金字塔上下文感知自适应参数脉冲耦合神经网络(Laplacian Pyramid Context-Aware Adaptive Parameter Pulse Coupled Neural Network, LP-CAAPPCNN)的低亮度苹果图像增强方法, 将在第三章进行详细阐述。

3. 研究方法

3.1. 算法总体框架

本文提出的 LP-CAAPPCNN 增强方法总体流程如图 1 所示, 主要包括三个模块: 拉普拉斯金字塔分解、上下文感知自适应参数 PCNN 增强、后处理。

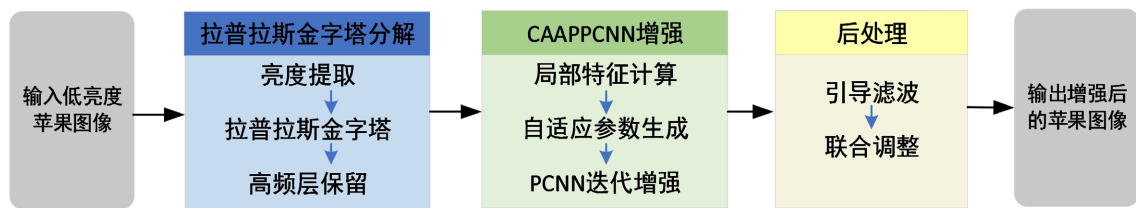


Figure 1. Overall flowchart

图 1. 总体流程图

3.2. 拉普拉斯金字塔分解

为避免增强过程中高频噪声的放大, 本文首先将输入亮度图像 V 分解为拉普拉斯金字塔, 实现噪声与结构信息的分离。拉普拉斯金字塔的构建包含两个步骤: 高斯金字塔的生成与拉普拉斯金字塔的计算[17]。

(1) 高斯金字塔搭建

设高斯金字塔第 0 层为原始亮度图像:

$$G_0 = V \quad (1)$$

对于第 l 层($l = 0, 1, \dots, N-1$), 首先对 G_l 进行高斯滤波, 消除高频噪声, 然后进行下采样, 得到第 $l+1$ 层:

$$G_{l+1} = \text{downsample}(F_\sigma(G_l)) \quad (2)$$

其中, $F_\sigma(\cdot)$ 表示标准差为 σ 的高斯滤波, 下采样操作采用双线性插值。经过 N 次分解后, 得到高斯金字塔 $\{G_0, G_1, \dots, G_N\}$, 各层图像尺寸逐层减半。

(2) 拉普拉斯金字塔计算

拉普拉斯金字塔记录高斯金字塔相邻层之间的细节差异。对于第 l 层($l = 0, 1, \dots, N-1$), 首先对 G_{l+1} 进行上采样, 恢复至 G_l 的尺寸, 然后计算差值:

$$L_l = G_l - \text{upsample}(G_{l+1}) \quad (3)$$

其中, 上采样操作采用双线性插值。对于最底层 L_N , 直接取高斯金字塔的最底层作为低频近似层:

$$L_N = G_N \quad (4)$$

由此, 拉普拉斯金字塔由高频细节层 $\{L_0, L_1, \dots, L_{N-1}\}$ 和低频近似层 L_N 共同构成。

(3) 图像重构

拉普拉斯金字塔具有完备重构特性, 即原始图像可由各层拉普拉斯分量精确恢复。重构过程为:

$$V = \sum_{l=0}^{N-1} \uparrow^l (L_l) + \uparrow^N (L_N) \quad (5)$$

其中, $\uparrow^l$ 表示连续上采样 l 次, 将 L_l 恢复至原始图像尺寸。通过上述分解, 图像的低频结构信息(整体亮度与对比度)被保留在 L_N 中, 而高频细节信息(边缘、纹理)与噪声则分布在 $\{L_0, \dots, L_{N-1}\}$ 中。后续增强仅作用于低频近似层 L_N , 高频细节层保持不变, 从而在提升亮度的同时有效抑制噪声放大。

3.3. CAAPPCNN

传统 PCNN 采用全局固定参数, 对于适应图像的局部变化能力有限, 有待提升。本文提出一种上下文感知的像素级自适应参数机制, 根据像素亮度 $V(i, j)$ 和局部标准差 $\sigma(i, j)$, 动态计算每个像素的链接强度 β 、衰减系数 α 及阈值幅度 V_θ , 实现对图像局部特性的自适应响应。

3.3.1. 局部特征计算

采用 $w \times w$ 窗口(本文取 $w=9$)计算局部均值与标准差, 作为反映图像局部亮度与纹理特征的统计量:

$$\mu(i, j) = \frac{1}{w^2} \sum_{\mu=-w/2}^{w/2} \sum_{v=-w/2}^{w/2} V(i+\mu, j+v) \quad (6)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\frac{1}{w^2} \sum_{\mu=-w/2}^{w/2} \sum_{v=-w/2}^{w/2} (V(i+\mu, j+v) - \mu(i, j))^2} \quad (7)$$

令 $\sigma_{\max} = \max_{i,j} \sigma(i, j)$ 表示全图局部标准差的最大值。

3.3.2. 自适应链接强度 β

链接强度 β 控制神经元对邻域信息的响应程度。在暗区(V 较小)应增强链接强度以获取更多细节; 在纹理丰富区域(σ 较大)应保持较高链接强度以保留边缘与纹理; 而在平坦区域(σ 较小)则应降低链接强度, 避免噪声放大。据此设计:

$$\beta(i, j) = \beta_{\min} + (\beta_{\max} - \beta_{\min})(1 - V(i, j)) \left(1 - \frac{\sigma(i, j)}{\sigma_{\max} - \epsilon}\right) \quad (8)$$

其中 $\epsilon = 10^{-6}$ 为防止除零的极小常数。此外, 对于被判别为噪声的区域(满足 $\mu(i, j) < 0.1$ 且 $\sigma(i, j) < 0.05$, 强制令 $\beta(i, j) = \beta_{\min}$ 以抑制噪声干扰。

3.3.3. 自适应衰减系数 α

衰减系数 α 控制动态阈值的下降速度。亮区(V 较大)应使阈值快速衰减, 以促进神经元多次脉冲发放; 暗区(V 较小)则应使阈值缓慢衰减, 以维持输出稳定性。据此设计:

$$\alpha(i, j) = \alpha_{\max} - (\alpha_{\max} - \alpha_{\min})V(i, j) \quad (9)$$

3.3.4. 自适应阈值幅度 $V_\theta(i, j)$

阈值幅度 V_θ 控制脉冲发生后阈值的上升量。亮区应设置较高的阈值幅度, 防止过度增强; 暗区则应设置较低的阈值幅度, 以允许更多神经元激发。据此设计:

$$V_\theta(i, j) = V_{\theta\max} - (V_{\theta\max} - V_{\theta\min})V(i, j) \quad (10)$$

3.3.5. CAAPPCNN 迭代方程

将上述空间自适应参数代入 PCNN 模型, 得到改进的迭代方程。初始状态设为: $Y_{ij}[0] = 0$, $\theta_{ij}[0] = \max(V)$ 。迭代过程($n=1, 2, \dots, T$)如下:

$$L_{ij[n]} = \sum_{kl} w_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (11)$$

$$U_{ij[n]} = \sum_{kl} S_{ij} (1 + \beta(i, j) L_{ij[n]}) \quad (12)$$

$$Y_{ij[n]} = \begin{cases} 1, & U_{ij[n]} > \theta_{ij[n-1]} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

$$\theta_{ij[n]} = \theta_{ij[n-1]} e^{-\alpha(i, j)} + V_{\theta}(i, j) Y_{ij[n]} \quad (14)$$

$$L_N^{enh} = U^T \quad (15)$$

终止条件: 当连续 3 次迭代中脉冲发放率低于 0.01 时停止。最终增强输出为最后一次迭代的内部活动项。

3.4. 图像后处理

在 CAAPPCNN 增强后, 为进一步提升图像质量, 本文引入引导滤波降噪与亮度调整作为后处理步骤。引导滤波作为一种边缘保持的滤波方法[18], 能够有效抑制图像中的残余噪声, 同时保持边缘与纹理细节。本文对增强后的彩色图像进行引导滤波处理, 在降噪的同时维持图像的结构清晰度。滤波处理后, 进行适度的亮度调整, 使图像亮度更符合人眼观察习惯, 同时避免亮区过曝或色彩饱和度过高。最终输出图像在保持自然色彩与细节锐度的前提下, 实现了噪声的有效抑制与视觉效果优化。

4. 实验结果

本算法的数据集是在新疆阿克苏地区采集, 获取苹果的 RGB 图像共 201 幅, 分辨率为 4624×3742 , 图像内容涵盖不同成熟度、表面缺陷及朝向。部分实验结果如下, 单果的结果图见图 2 和图 3, 多果的结果图见图 4, 图 5, 图 6。

4.1. 主观视觉对比

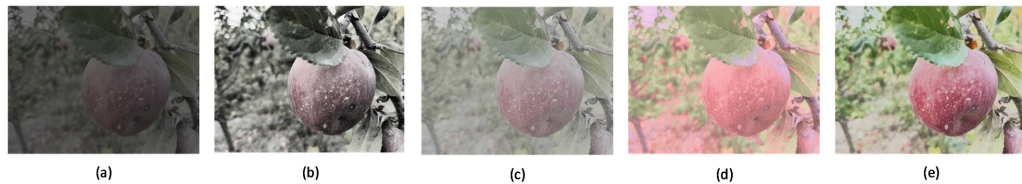


Figure 2. Results for a single apple A image
图 2. 苹果图像单果 A 的结果图

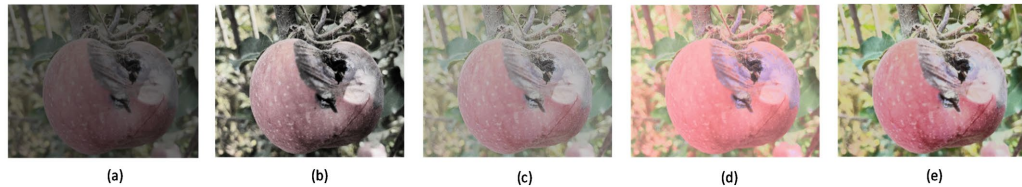


Figure 3. Results for a single apple B image
图 3. 苹果图像单果 B 的结果图

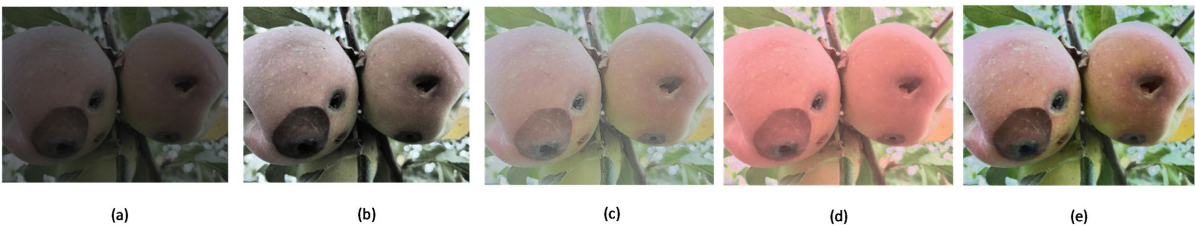


Figure 4. Results of the multi-apples A image
图 4. 苹果图像多果 A 的结果图

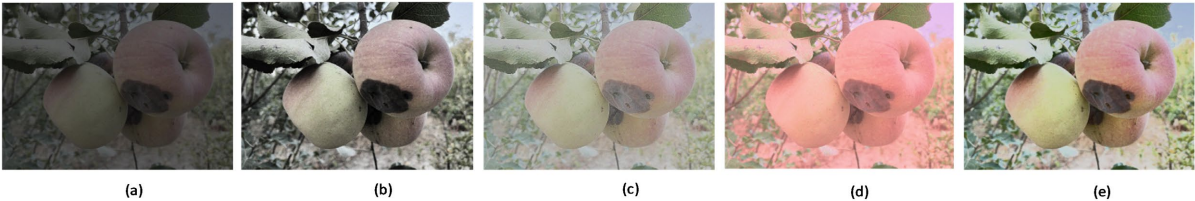


Figure 5. Results of the multi-apples B image
图 5. 苹果图像多果 B 的结果图

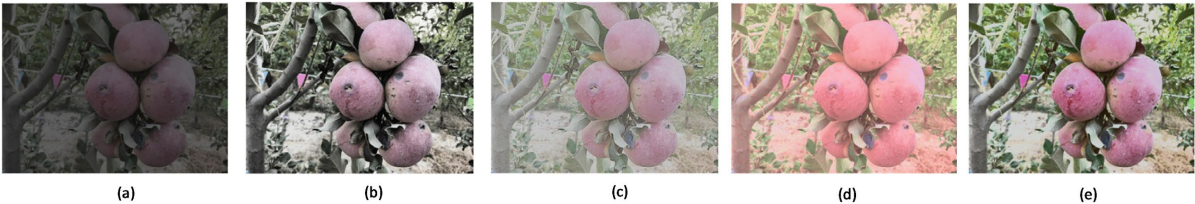


Figure 6. Results of the multi-apples C image
图 6. 苹果图像多果 C 的结果图

(a) 为低亮度图像, (b) 为 HE 增强后的图像, (c) 为 NPE [19]增强后的图像, (d) 为 FC-MSPCNN 增强后的图像, (e) 为使用本算法所得的图像。实验结果表明, 不论是单果还是多果, 从视觉对比可以看出, HE 方法增强后亮度有所提升但放大了一部分噪声; NPE 增强后整体偏亮但存在明显过曝区域; FC-MSPCNN 增强了对比度但苹果颜色出现了部分失真; 本文方法在保持色彩自然的前提下, 有效恢复了暗区纹理细节, 且噪声抑制效果明显。

4.2. 客观指标对比

Table 1. Objective evaluation criteria for the single apple A
表 1. 单果 A 结果图客观评价指标

处理方法	信息熵	平均梯度	均值	对比度
未处理	6.3297	0.0437	0.2656	0.0764
HE	6.8857	0.0658	0.6883	0.1889
NPE	7.0709	0.0063	0.6111	0.1550
FC-MSPCNN	7.7207	0.1749	0.5982	0.2151
本文	7.9740	0.1626	0.4854	0.2847

Table 2. Objective evaluation criteria for the single apple B
表 2. 单果 B 结果图客观评价指标

处理方法	信息熵	平均梯度	均值	对比度
未处理	6.4108	0.0413	0.2622	0.0810
HE	6.9598	0.0594	0.6969	0.1265
NPE	7.1438	0.0059	0.6005	0.1630
FC-MSPCNN	7.6636	0.1573	0.5942	0.2029
本文	7.9675	0.1385	0.4675	0.2764

Table 3. Objective evaluation criteria for the multi-apples A
表 3. 多果 A 结果图客观评价指标

处理方法	信息熵	平均梯度	均值	对比度
未处理	6.5397	0.0409	0.2287	0.0888
HE	7.1927	0.0644	0.6401	0.1465
NPE	7.4557	0.0055	0.5155	0.1969
FC-MSPCNN	7.6434	0.1528	0.6047	0.2010
本文	7.9729	0.1271	0.4740	0.2789

Table 4. Objective evaluation criteria for the multi-apples B
表 4. 多果 B 结果图客观评价指标

处理方法	信息熵	平均梯度	均值	对比度
未处理	6.4769	0.0412	0.2536	0.0855
HE	6.9446	0.0589	0.6836	0.1338
NPE	7.2022	0.0063	0.5929	0.1863
FC-MSPCNN	7.6181	0.1523	0.6211	0.2002
本文	7.9734	0.1331	0.4750	0.2798

Table 5. Objective evaluation criteria for the multi-apples C
表 5. 多果 C 结果图客观评价指标

处理方法	信息熵	平均梯度	均值	对比度
未处理	6.4998	0.0410	0.2382	0.0863
HE	7.1478	0.0650	0.6700	0.1433
NPE	7.4103	0.0081	0.5430	0.1897
FC-MSPCNN	7.6575	0.1543	0.6100	0.2045
本文	7.9934	0.1316	0.4997	0.2840

单果数据见表 1 和表 2，多果数据见表 3，表 4，表 5，根据实验结果，本文提出的方法在各项客观指标上优于对比方法。本算法显著提升了信息熵和对比度，能够有效增强低亮度苹果图像中缺陷区域，为后续的缺陷分割与识别提供高质量输入。

4.3. 计算复杂度

在计算复杂度方面，由于实验图像的分辨率为 4624×3742 ，设图像分辨率为 4624×3742 ，金字塔层

数为 N_p ，PCNN 迭代次数为 T ，局部窗口尺寸 $w=9$ 。各模块时间复杂度分别为：拉普拉斯金字塔 $O(4624 \times 3742 \cdot N_p)$ ，自适应参数计算 $O(4624 \times 3742 \cdot w^2)$ ，PCNN 迭代 $O(4624 \times 3742 \cdot T)$ ，后处理 $O(4624 \times 3742)$ 。整体复杂度约为 $O(4624 \times 3742 \cdot (w^2 + T + N_p))$ 。

实验结果表明，通过该算法，单张图像处理速度可达 0.46 秒/百万像素(MATLAB 环境)，可满足离线处理需求，单张图像处理结果如图 7 所示。

```
命令行窗口
正在读取图像...
输入图像分辨率: 3472 x 4624 (高x宽)
输入图像总像素数: 16054528

开始增强处理...

=====
                        处理结果统计
=====
输入图像分辨率: 3472 x 4624 (16.05 MP)
输出图像分辨率: 3472 x 4624 (16.05 MP)
分辨率变化: 3472 x 4624 → 3472 x 4624
分辨率保持不变
图像通道数: 3
单张图像处理时间: 7.326 秒
处理速度: 0.46 秒/百万像素
=====
```

Figure 7. Statistics on the results of single-image processing
图 7. 单张图片处理结果统计

5. 结论

本文针对低亮度苹果图像增强问题，提出了一种 LP-CAAPPCNN 的增强方法。实验结果表明，所提方法在信息熵等客观指标上均优于对比方法，能够为后续苹果缺陷识别提供高质量图像输入。未来工作将进一步探索算法在下游识别任务进行联合优化。

致 谢

本研究获塔里木大学校长基金项目(项目号：TDZKSS202446，TDZKSS202414)的资助。

参考文献

[1] 王会征, 李新龙, 薄萍, 等. 基于改进 YOLOv8n 的自然场景下苹果外观品质检测方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(11): 173-182.

[2] 李龙, 彭彦昆, 李永玉, 等. 基于纹理和梯度特征的苹果伤痕与果梗/花萼在线识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 328-335.

[3] 蔡明军, 聂高乾, 周辉, 等. 基于机器视觉的苹果缺陷识别自动分拣包装系统[J]. 自动化应用, 2018(8): 86-88+96.

[4] 张雅荔, 丁少博, 李昌禄, 等. 基于同态频分聚合的低照度图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(14):

93-102.

- [5] 黄梦源, 常侃, 凌铭阳, 等. 基于层间引导的低光照图像渐进增强算法[J]. 计算机应用, 2024, 44(6): 1911-1919.
- [6] 张保华. 基于机器视觉和光谱成像技术的苹果外部品质检测方法研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2016.
- [7] 袁金丽, 吉海彦, 郭志涛. 基于计算机视觉的苹果表面缺陷识别方法[J]. 农业网络信息, 2005(6): 10-13+17.
- [8] Hummel, R. (1977) Image Enhancement by Histogram Transformation. *Computer Graphics and Image Processing*, **6**, 184-195. [https://doi.org/10.1016/s0146-664x\(77\)80011-7](https://doi.org/10.1016/s0146-664x(77)80011-7)
- [9] Dhal, K.G., Das, A., Ray, S., Gálvez, J. and Das, S. (2020) Histogram Equalization Variants as Optimization Problems: A Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, **28**, 1471-1496. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09425-1>
- [10] Jiang, G., Wong, C.Y., Lin, S.C.F., Rahman, M.A., Ren, T.R., Kwok, N., *et al.* (2015) Image Contrast Enhancement with Brightness Preservation Using an Optimal Gamma Correction and Weighted Sum Approach. *Journal of Modern Optics*, **62**, 536-547. <https://doi.org/10.1080/09500340.2014.991358>
- [11] Land, E.H. (1986) An Alternative Technique for the Computation of the Designator in the Retinex Theory of Color Vision. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **83**, 3078-3080. <https://doi.org/10.1073/pnas.83.10.3078>
- [12] Jiang, Y., Gong, X., Liu, D., Cheng, Y., Fang, C., Shen, X., *et al.* (2021) EnlightenGAN: Deep Light Enhancement without Paired Supervision. *IEEE Transactions on Image Processing*, **30**, 2340-2349. <https://doi.org/10.1109/tip.2021.3051462>
- [13] Guo, C., Li, C., Guo, J., Loy, C.C., Hou, J., Kwong, S., *et al.* (2020). Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, 13-19 June 2020, 1780-1789. <https://doi.org/10.1109/cvpr42600.2020.00185>
- [14] Lv, F., Lu, F., Wu, J., *et al.* (2018) MBLLN: Low-Light Image/Video Enhancement Using CNNs. In: *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, BMVA Press, 1-13.
- [15] Eckhorn, R., Reitboeck, H.J., Arndt, M. and Dicke, P. (1990) Feature Linking via Synchronization among Distributed Assemblies: Simulations of Results from Cat Visual Cortex. *Neural Computation*, **2**, 293-307. <https://doi.org/10.1162/neco.1990.2.3.293>
- [16] Lian, J., Yang, Z., Sun, W., Zheng, L., Qi, Y., Shi, B., *et al.* (2021) A Fire-Controlled MSPCNN and Its Applications for Image Processing. *Neurocomputing*, **422**, 150-164. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.10.020>
- [17] Burt, P.J. and Adelson, E.H. (1983) The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code. *IEEE Transactions on Communications*, **31**, 532-540. <https://doi.org/10.1109/tcom.1983.1095851>
- [18] He, K., Sun, J. and Tang, X. (2013) Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **35**, 1397-1409. <https://doi.org/10.1109/tpami.2012.213>
- [19] He, X., Cai, D., Yan, S., *et al.* (2005) Neighborhood Preserving Embedding. *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05)*, Volume 1, 1208-1213. <https://doi.org/10.1109/iccv.2005.167>