# 低光增强算法调研报告

# 1. 重要资源汇总

#### 1.1 GitHub资源仓库

- awesome-low-light-image-enhancement: https://github.com/zhihongz/awesome-low-light-image-enhancement
- 1.6k stars, 227 forks
- 包含数据集、方法/代码/论文、评估指标等全面资源
- 8个贡献者,活跃维护

### 1.2 重要数据集

#### 低光增强数据集

- 1. SID (See In the Dark)
- 2.5094个原始短曝光图像,每个都有对应的长曝光参考图像
- 3. 照度水平: 户外场景 0.2-5 lux, 室内场景 0.03-0.3 lux
- 4. ExDARK
- 5.7,363张低光图像,从极低光环境到黄昏(10种不同条件)
- 6.12个目标类别(类似PASCAL VOC),包含图像级和目标边界框标注
- 7. 特别适合弱光目标检测研究
- 8. LOL (Low-Light)
- 9. Deep Retinex Decomposition数据集
- 10. **SICE**
- 11. 大规模多曝光图像数据集
- 12.589个精心选择的高分辨率多曝光序列,包含4,413张图像
- 13. **VE-LOL**
- 14. 大规模低光图像数据集,服务于低/高级视觉任务
- 15. 多样化场景和内容,真实场景中的复杂退化

#### 16. **LSRW**

- 17. R2RNet数据集
- 18.3170对尼康相机图像,2480对华为手机图像

#### 目标检测相关数据集

- 1. ExDARK 专门用于低光目标检测
- 2. Raw Image Low-Light Object 原始图像低光目标数据集

#### 1.3 顶级期刊综述论文

- 1. IJCV 2021: "Benchmarking Low-Light Image Enhancement and Beyond"
- 2. **IEEE PAMI 2021**: "Low-Light Image and Video Enhancement Using Deep Learning: A Survey"
- 3. **ArXiv 2022**: "Low-Light Image and Video Enhancement: A Comprehensive Survey and Beyond"
- 4. ArXiv 2023: "DarkVision: A Benchmark for Low-Light Image/Video Perception"

#### 1.4 重要的学习型方法

#### 2017年

- 1. MSR-net: Low-light Image Enhancement Using Deep Convolutional Network
- 2. **LLCNN**: A convolutional neural network for low-light image enhancement
- 3. **LLNet**: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement
- 4. **HDRNet**: Deep bilateral learning for real-time image enhancement (ACM Trans. Graph.)

#### 2018年

- 1. **Retinex-Net**: Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement (BMVC)
- 2. 开源代码: https://github.com/weichen582/RetinexNet
- 3. MBLLEN: Low-light Image/Video Enhancement Using CNNs (BMVC)
- 4. Learning to See in the Dark (CVPR)
- 5. **SICE**: Learning a Deep Single Image Contrast Enhancer from Multi-Exposure Images (IEEE TIP)
- 6. **GLADNet**: Low-Light Enhancement Network with Global Awareness

#### 2019年

1. **DeepISP**: Towards Learning an End-to-End Image Processing Pipeline (IEEE TIP)

# 2. 顶级期刊综述和基准测试

#### 2.1 重要综述论文

- 1. IJCV 2021: "Benchmarking Low-Light Image Enhancement and Beyond"
- 2. **IEEE PAMI 2021**: "Low-Light Image and Video Enhancement Using Deep Learning: A Survey"
- 3. **ArXiv 2022**: "Low-Light Image and Video Enhancement: A Comprehensive Survey and Beyond" (有开源代码)
- 4. **ArXiv 2023**: "DarkVision: A Benchmark for Low-Light Image/Video Perception" (DarkVision基准)
- 5. **Signal Process. 2023**: "A comprehensive experiment-based review of low-light image enhancement methods and benchmarking low-light image quality assessment"

## 2.2 重要数据集补充

- 1. VE-LOL: 大规模低光图像数据集,服务于低/高级视觉任务,多样化场景和内容
- SDSD: Seeing Dynamic Scene in the Dark: High-Quality Video Dataset with Mechatronic Alignment
- 3. MID: Matching in the Dark: A Dataset for Matching Image Pairs of Low-light Scenes
- 4. **LLVIP**: A visible-infrared paired dataset for low-light vision
- 5. RELLISUR: A Real Low-Light Image Super-Resolution Dataset
- 6. **MCR**: Mono-colored raw Paired dataset (498个不同场景,每个场景有1个RGB和单色 真值,8个不同曝光的彩色Raw输入)
- 7. LOM dataset: 配对的低光&过曝&正常光多视图数据集(用于低光条件下的NeRF)

# 3. 学习型方法详细列表

# 3.1 2017年重要方法

- 1. **MSR-net**: Low-light Image Enhancement Using Deep Convolutional Network (ArXiv)
- 2. Deep Burst Denoising (ECCV)
- 3. **LLCNN**: A convolutional neural network for low-light image enhancement (VCIP) 有数据集
- 4. **LLNet**: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement (Pattern Recognit.)
- 5. **HDRNet**: Deep bilateral learning for real-time image enhancement (ACM Trans. Graph.) 有网站和代码

6. DSLR-Quality Photos on Mobile Devices with Deep Convolutional Networks (ICCV)

#### 3.2 2018年重要方法

- 1. Retinex-Net: Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement (BMVC)
- 2. GitHub: https://github.com/weichen582/RetinexNet
- 3. 735 stars, 161 forks
- 4. TensorFlow实现,MIT许可证
- 5. 作者: Chen Wei, Wenjing Wang, Wenhan Yang, Jiaying Liu
- 6. 包含LOL数据集
- 7. 模型小,训练快速
- 8. **MBLLEN**: Low-light Image/Video Enhancement Using CNNs (BMVC)
- 9. 有网站和代码
- 10. **LightenNet**: A Convolutional Neural Network for weakly illuminated image enhancement (Pattern Recognit. Lett.)
- 11. Learning to See in the Dark (CVPR)
- 12. 有网站、代码和数据集
- 13. **SICE**: Learning a Deep Single Image Contrast Enhancer from Multi-Exposure Images (IEEE TIP)
- 14. 有代码
- 15. Exposure: A White-Box Photo Post-Processing Framework (ACM TOG)
- 16. 有代码
- 17. **GLADNet**: Low-Light Enhancement Network with Global Awareness (FG conference)
- 18. 有网站、代码和数据集

### 3.3 2019年重要方法

- 1. **DeepISP**: Towards Learning an End-to-End Image Processing Pipeline (IEEE TIP)
- 2. Low-Light Image Enhancement via a Deep Hybrid Network (IEEE TIP)
- 3. **EnlightenGAN**: Deep Light Enhancement without Paired Supervision (IEEE TIP)

- 4. 有代码
- 5. **KinD**: Kindling the Darkness: A Practical Low-light Image Enhancer (ACM MM)
- 6. 有代码
- 7. **DeepUPE**: Underexposed Photo Enhancement Using Deep Illumination Estimation (CVPR)
- 8. 有代码
- 9. Enhancing Low Light Videos by Exploring High Sensitivity Camera Noise (ICCV)
- 10. **LLrnet**: A Multiscale Subband Learning Approach for Low Light Image Restoration (ICIP)
- 11. 有代码
- 12. **Low-Lightgan**: Low-Light Enhancement Via Advanced Generative Adversarial Network With Task-Driven Training (ICIP)

# 4. Papers with Code统计信息

根据Papers with Code网站统计: - **180篇论文有开源代码** - **22个基准测试** - **23个数据集** - 主要基准数据集包括: LOL、LOLv2、LOLv2-synthetic、MEF、VV、NPE、LIME等

# 5. 重要的开源代码仓库

#### 5.1 RetinexNet详细信息

- **GitHub**: https://github.com/weichen582/RetinexNet
- Stars: 735, Forks: 161
- ・ 语言: Python (TensorFlow)
- · 许可证: MIT
- · 论文: Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement (BMVC 2018)
- ・特点:
- · 模型小,训练快速(GPU几分钟,CPU也可承受)
- 包含完整的训练和测试代码
- · 提供LOL数据集
- 性能高度依赖训练参数

### 5.2 其他重要开源项目

- 1. awesome-low-light-image-enhancement: https://github.com/zhihongz/awesome-low-light-image-enhancement
- 2. 1.6k stars, 227 forks
- 3. 最全面的低光增强资源汇总
- 4. ExDARK数据集: https://github.com/cs-chan/Exclusively-Dark-Image-Dataset
- 5. 专门用于低光目标检测的数据集
- 6.10种不同类型的低光图像
- 7. 图像级和目标级标注

# 6.2020年以后的重要方法

### 6.1 2020年重要突破

- 1. **Zero-DCE**: Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement (CVPR 2020)
- 2. 引用数: 2134次(高影响力)
- 3. **GitHub**: https://github.com/Li-Chongyi/Zero-DCE
- 4. 项目页面: https://li-chongyi.github.io/Proj\_Zero-DCE.html
- 5. 特点:
  - 首个独立于配对和非配对训练数据的低光增强网络
  - 。 避免过拟合风险
  - 。 将光照增强表述为图像特定曲线估计任务
- 6. **多个PyTorch实现**: https://github.com/soumik12345/Zero-DCE

### 6.2 2022年重要进展

- 1. SCI: Toward Fast, Flexible, and Robust Low-Light Image Enhancement (CVPR 2022)
- 2. 引用数: 872次
- 3. **GitHub**: https://github.com/vis-opt-group/SCI和 https://github.com/tengyu1998/SCI
- 4. 特点:
  - 。 Self-Calibrated Illumination (SCI) 学习框架
  - 。 快速、灵活、鲁棒的低光图像增强
  - 。 轻量级但有效的框架

### 6.3 2023年重要方法

- 1. **Structure Modeling and Guidance**: Low-Light Image Enhancement via Structure Modeling and Guidance (CVPR 2023)
- 2. 引用数: 128次
- 3. 特点: 同时进行外观和结构建模的新框架

### 6.4 2024年最新进展

- 1. Zero-Reference Low-Light Enhancement via Physical Quadruple Priors (CVPR 2024)
- 2. 引用数: 23次(新论文)
- 3. 基于物理四重先验的零参考低光增强

# 7. 专门针对弱光目标检测的方法

## 7.1 重要的端到端方法

- 1. MAET: Multitask AET with Orthogonal Tangent Regularity for Dark Object Detection (ICCV 2021)
- 2. **GitHub**: https://github.com/cuiziteng/ICCV\_MAET
- 3. 引用数: 161次
- 4. 特点:
  - 。 多任务自编码变换模型
  - 。 结合人类视觉和机器视觉任务
  - 。 自监督学习方式用于低光图像目标检测
  - 。 在ExDark数据集上表现优异

## 7.2 基于YOLO的弱光目标检测方法

- 1. NLE-YOLO: 基于YOLOv5的低光目标检测网络 (Nature Scientific Reports 2024)
- 2. 引用数: 22次
- 3. 解决照明不足和噪声干扰问题
- 4. **3L-YOLO**: A Lightweight Low-Light Object Detection (Applied Sciences 2024)
- 5. 引用数: 5次
- 6. 消除图像增强模块,直接在低光图像上进行目标检测
- 7. WSA-YOLO: Weak-Supervised and Adaptive Object Detection (IEEE 2024)

- 8. 引用数: 23次
- 9. 基于YOLOv7的弱监督自适应目标检测
- 10. En-YOLO: Enhancing low-light object detection (Springer 2025)
- 11. 最新的低光目标检测增强方法
- 12. **LLD-YOLO**: A Low-Light Object Detection Algorithm (IEEE 2025)
- 13. 在ExDark、NOD、RTTS数据集上表现优异
- 14. **DBS-YOLOv8**: Object detection in low-light conditions (ACM 2024)
- 15. 基于YOLOv8的轻量级可变形方法

# 8. 重要的开源代码统计

## 8.1 GitHub Stars排名(截至2025年6月)

- 1. awesome-low-light-image-enhancement: 1.6k stars
- 2. RetinexNet: 735 stars
- 3. Zero-DCE: 多个实现,总计超过1000 stars

#### 8.2 顶级期刊发表情况

- CVPR: Zero-DCE (2020), SCI (2022), Structure Modeling (2023), Physical Quadruple Priors (2024)
- ICCV: MAET (2021)
- BMVC: RetinexNet (2018), MBLLEN (2018)
- · IEEE TIP: 多篇重要论文
- ・ IEEE PAMI: 综述论文 ・ Nature: 多篇应用论文

# 9. 数据集和基准测试

## 9.1 专门用于弱光目标检测的数据集

- 1. ExDARK: 7,363张低光图像,12个目标类别,10种不同光照条件
- 2. Raw Image Low-Light Object: 原始图像低光目标数据集

### 9.2 低光增强数据集

1. LOL: Deep Retinex Decomposition数据集

2. SID: 5,094个原始短曝光图像

3. VE-LOL: 大规模低光图像数据集

4. LSRW: R2RNet数据集,包含相机和手机图像

5. MCR: 单色原始配对数据集

# 10. 技术发展趋势

#### 10.1 从配对到零参考学习

- · 早期方法依赖配对数据(如RetinexNet)
- 发展到无监督方法(如EnlightenGAN)
- · 最新趋势是零参考方法(如Zero-DCE)

### 10.2 从两阶段到端到端

• 传统方法: 先增强再检测

· 现代方法:端到端联合优化(如MAET)

· 直接检测方法: 跳过增强步骤(如3L-YOLO)

# 10.3 从通用到任务特定

- 通用低光增强算法
- 针对特定任务的优化(如目标检测、人脸识别等)
- 多任务学习框架

# 11. 推荐的顶级期刊开源方法

# 11.1 低光增强算法推荐

#### 经典基础方法

- 1. RetinexNet (BMVC 2018)
- 2. 推荐理由: 经典Retinex分解方法,代码完整,易于理解和复现
- 3. GitHub: https://github.com/weichen582/RetinexNet
- 4. 适用场景: 学习基础原理,快速原型开发
- 5. Zero-DCE (CVPR 2020)

- 6. 推荐理由: 零参考学习,无需配对数据,引用数最高(2134次)
- 7. **GitHub**: https://github.com/Li-Chongyi/Zero-DCE
- 8. 适用场景: 实际应用,无标注数据场景
- 9. SCI (CVPR 2022)
- 10. 推荐理由: 快速、灵活、鲁棒,轻量级框架
- 11. **GitHub**: https://github.com/vis-opt-group/SCI
- 12. 适用场景: 实时应用,移动端部署

#### 最新前沿方法

- 1. Physical Quadruple Priors (CVPR 2024)
- 2. 推荐理由: 最新的零参考方法,基于物理先验
- 3. 适用场景: 前沿研究, 物理建模

#### 11.2 弱光目标检测方法推荐

#### 端到端联合优化

- 1. MAET (ICCV 2021)
- 2. 推荐理由: 首个多任务自编码变换模型,自监督学习
- 3. GitHub: https://github.com/cuiziteng/ICCV\_MAET
- 4. 适用场景: 弱光目标检测,无需额外增强步骤

#### 基于YOLO的改进方法

- 1. NLE-YOLO (Nature 2024)
- 2. 推荐理由: 基于YOLOv5,解决照明不足和噪声问题
- 3. 适用场景: 实际部署,工业应用
- 4. 3L-YOLO (Applied Sciences 2024)
- 5. 推荐理由: 轻量级,直接检测,无需增强模块
- 6. 适用场景: 资源受限环境

## 11.3 数据集推荐

#### 弱光目标检测专用

- 1. ExDARK: 最全面的弱光目标检测数据集
- 2.7,363张图像,12个类别,10种光照条件
- 3. **GitHub**: https://github.com/cs-chan/Exclusively-Dark-Image-Dataset

#### 低光增强通用

- 1. LOL: RetinexNet配套数据集
- 2. SID: Learning to See in the Dark数据集
- 3. VE-LOL: 大规模多样化场景数据集

# 12. 实施建议

## 12.1 技术选型建议

#### 对于研究人员

- 1. 基础研究: 从RetinexNet开始,理解Retinex分解原理
- 2. 前沿探索: 关注Zero-DCE和SCI的零参考学习思路
- 3. 目标检测: 重点研究MAET的多任务学习框架

#### 对于工程应用

- 1. 快速部署: 选择SCI或Zero-DCE,代码成熟度高
- 2. 目标检测: 优先考虑基于YOLO的改进方法
- 3. 资源受限: 选择3L-YOLO等轻量级方案

## 12.2 开发路线图

第一阶段: 基础实现

- 1. 复现RetinexNet, 理解基本原理
- 2. 在LOL数据集上验证效果
- 3. 测试不同光照条件下的性能

#### 第二阶段: 方法改进

- 1. 实现Zero-DCE,对比零参考学习效果
- 2. 在ExDARK数据集上测试目标检测性能
- 3. 分析增强质量对检测精度的影响

#### 第三阶段:端到端优化

- 1. 实现MAET多任务学习框架
- 2. 设计联合损失函数
- 3. 在实际场景中验证效果

#### 12.3 性能评估指标

#### 图像增强质量

· PSNR/SSIM: 与真值图像的相似度

· LPIPS: 感知质量评估

· NIQE: 无参考图像质量评估

#### 目标检测性能

· mAP: 平均精度均值

・ Precision/Recall: 精确率和召回率

· FPS: 实时性能评估

# 13. 总结

本调研报告全面梳理了开源的低光增强算法,特别是针对弱光下目标检测场景的顶级期刊论文 和开源代码。主要发现如下:

### 13.1 技术发展脉络

1. 2017-2018年: 基础深度学习方法建立(RetinexNet、MBLLEN等)

2. **2019-2020年**: 无监督和零参考方法兴起(EnlightenGAN、Zero-DCE)

3. 2021-2022年: 快速鲁棒方法发展(MAET、SCI)

4. 2023-2024年: 物理建模和多任务学习(Structure Modeling、Physical Priors)

### 13.2 关键技术突破

1. 零参考学习: 摆脱对配对数据的依赖

2. 端到端优化: 联合增强和检测任务

3. 轻量级设计: 适应实际部署需求

4. 多任务学习: 提升整体性能

## 13.3 开源生态现状

・ Papers with Code统计: 180篇论文有开源代码

· GitHub活跃度: 多个项目超过500 stars

· 数据集丰富: 23个公开数据集可用

· 基准测试: 22个标准化评估基准

## 13.4 未来发展方向

1. 更强的泛化能力: 跨域、跨设备的鲁棒性

- 2. 实时性优化: 移动端和边缘计算部署
- 3. 多模态融合: 结合红外、深度等信息
- 4. 自适应增强: 根据下游任务动态调整

本调研为低光增强和弱光目标检测研究提供了全面的技术路线图和实施指南,有助于研究人员和工程师选择合适的方法和工具。