

大连理工大学本科毕业设计（论文）

基于 Retinex 模型的图像增强改进方法研究 Research on an Improved Method for Image Enhancement Based on the Retinex Theory

学部（学院）：电子信息与电气工程学部

专 业：通信工程

学 生 姓 名：张豪

学 号：201181404

指 导 教 师：王洪玉

评 阅 教 师：

完 成 日 期：2015 年 06 月 05 日

大连理工大学

Dalian University of Technology

摘要

图像增强的目标是对降质图像进行恢复和清晰化处理来提升图像的质量，并被广泛应用于许多图像分析技术中，例如模式识别，图像融合，图像分割和图像压缩等。在众多图像增强算法中，基于 Retinex 模型的图像增强方法在研究学者中受到了越来越多的关注并且在各个领域中广泛应用。

本文提出了一种基于 Retinex 模型的图像增强改进算法对低照度或不均匀光照图像进行增强处理。该算法首先将图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间，然后对亮度通道进行双树复小波分解，再针对低频信息和高频信息的特点分别进行增强、去噪处理，对低频信息应用改进的基于 Retinex 理论的自适应局部色调映射方法，对高频信息采用小波阈值去噪和模糊增强方法，之后利用双树复小波反变换重构增强后的亮度通道并进行直方图优化，最后转换回 RGB 空间。

为了验证本文提出的算法的可行性和图像处理效果，本文引入多种图像质量评价指标，利用 MATLAB 进行了大量的实验，并且与相关的图像增强算法进行比较。实验证明，本文提出的算法对降质图像的增强去噪取得了很好的效果。

关键词：图像增强；Retinex 理论；自适应色调映射；双树复小波变换；模糊增强

Research on an Improved Method for Image Enhancement Based on the Retinex Theory

Abstract

The task of image enhancement is focus on restoring and clarifying the corrupted images to improve their quality, and image enhancement methods has been widely applied to numerous image analysis techniques including pattern recognition, image fusion, image segmentation, image compression and so forth. Among variety of image enhancement methods, algorithms based on Retinex theory have received more and more attentions and have been commonly used in many applications.

This paper describes a Retinex theory based method for contrast and illuminance enhancement in images of low light or unevenly illuminated scenes. This method firstly transforms image from RGB color space to HSV color space, and decomposes the value channel using dual-tree complex wavelet transform. Then, an improved adaptive local tone mapping method is used to process the low frequency component of the image, and wavelet shrinkage method and fuzzy enhancement method are applied to denoise and enhance the high frequency component of the image. After that, the enhanced value channel is reconstructed and a statistical histogram optimization method is used. Finally, the enhanced image is transformed back to RGB color space.

In order to verify the feasibility and effectiveness of this method in image enhancement, this paper introduces different image quality assessment criterion, and conducts a great deal of experiments run by MATLAB, and compares against related image enhancement methods proposed by other scholars. Experiment results show that the method proposed by this paper performs very well with enhancement and denoise of the corrupted images.

Key Words: Image Enhancement; Retinex Theory; Adaptive Tone Mapping; Dual-Tree Complex Wavelet Transform; Fuzzy Enhancement

目 录

摘要	I
Abstract	II
目录	III
1 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究现状	2
1.2.1 Retinex 理论	2
1.2.2 相关研究概述	2
1.3 本文主要工作和创新点	4
1.4 本文结构安排	4
2 Retinex 模型算法介绍	6
2.1 Retinex 理论模型	6
2.2 经典的 Retinex 图像增强算法	6
2.2.1 单尺度 Retinex 算法	6
2.2.2 多尺度 Retinex 算法	7
2.2.3 色彩恢复多尺度 Retinex 算法	8
2.3 基于色调映射的 Retinex 图像增强方法	9
2.3.1 基于 Retinex 理论的自适应局部色调映射增强算法	9
2.3.2 基于子带分解多尺度 Retinex 的局部色调映射增强算法	12
3 基于 Retinex 模型的图像增强改进方法	15
3.1 颜色空间转换	15
3.2 二维双树复小波变换	17
3.3 图像去噪和增强处理	20
3.3.1 低频信息处理	20
3.3.2 高频信息处理	22
3.4 后处理过程	24
3.4.1 双树复小波反变换及结果调整	24
3.4.2 HSV 图像转换到 RGB 颜色空间	25
3.5 算法总结	25
4 实验结果及分析	27

4.1 图像增强效果评价指标	27
4.1.1 图像基本信息评价指标	27
4.1.2 图像综合评价指标	28
4.2 测试的图像增强方法及参数设定	29
4.3 结果的讨论和分析	31
4.3.1 无参考图像集处理结果及分析	31
4.3.2 有参考图像集处理结果及分析	37
4.4 不足之处与局限性	40
结 论	41
参 考 文 献	42
致 谢	44

1 绪论

1.1 研究背景

随着计算机技术的快速进步以及数字图像和视频技术的广泛应用，图像处理技术得到了飞速的发展。图像是信息传递的重要方式之一，是计算机科学、信号处理、生物学等学科研究视觉感知的有效工具，在军事技术、气象科学、天文学、医疗卫生、科学研究等领域也有着重要而广泛的应用。通过计算机视觉的方式可以直观全面的实时检测观察对象的动态信息，同时获得丰富的高分辨率图像信息供研究使用。图像凭借着其蕴含的丰富的信息量、快速的传输速率、作用距离远等优势成为了许多学科研究领域的重要工具，因此图像信息的质量至关重要。

但是，在现实情况下受光照不均匀、低照度、阴影、遮挡、雾霾等客观因素的影响，通过计算机视觉获取到的数字图像会在一定程度上产生退化现象。例如，使用数字相机或其他移动终端拍摄图像时，照明条件一般情况下是不可控的，从而会引起所拍摄图像曝光不均匀，某些区域出现过亮或过暗的现象；或是在夜间条件下，环境光照不足以及光线亮暗不均，这样的低照度环境使得数字图像质量恶化更加严重，而加入人工光源又会出现高亮区域使得数字图像的整体亮度分布严重不均；或受云雾和建筑物等阴影遮挡影响，使获取的图像中某些区域细节纹理模糊不清。同时，数字图像的发送、传输、接收、复制和存储等操作环节都会损失图像信息从而降低图像的质量，人们最终得到的图像往往都是对比度较低和细节纹理清晰度不足的降质图像，这样的图像很难直接用于进一步的研究和分析处理。因此需要对降质图像进行图像增强处理来提高图像的整体质量。

图像增强是数字图像处理的基本内容之一，其目标是提升图像的质量用于进行具体的应用处理。图像增强是图像分割、模式识别、图像融合等图像分析技术的重要的预处理阶段。

近年来，有许多学者对图像增强方法进行大量研究并且提出了各种类型的算法。例如，基于直方图均衡化的算法来增强图像，或采用改变图像的灰度等级的方法来增强图像，或通过建立非线性函数来处理图像动态压缩范围达到图像增强目的等。在目前的彩色图像增强算法的研究中，建立在人类视觉系统（HVS）上的 Retinex 理论是照明—反射模型的一种，基于 Retinex 模型的图像增强方法受到了越来越多的关注并且在许多领域中得到广泛的应用。

1.2 研究现状

1.2.1 Retinex 理论

Retinex 是由 Retina（视网膜）和 Cortex（皮层）两个词构成的合成词，Retinex 理论最早由 Land 和 McCann^[1,2]在二十世纪六七十年代建立来作为人类视觉系统对物体色彩和亮度的感知模型，从而提出了颜色恒常知觉的计算理论方法——Retinex 理论。

Land 等人提出的 Retinex 理论是建立在如下基础上的：（1）真实世界中是没有颜色的，人类视觉系统所感知到的颜色是光和物质相互作用的结果。例如，水是无色的，但是水膜、肥皂膜却能够显示出五彩缤纷的颜色，这是薄膜的表面光干涉产生的效果；（2）每一个区域的颜色由给定波长的红、绿、蓝三原色所构成；（3）三原色决定了每一个单位区域的颜色。

总体来说，Retinex 理论主要的内容包含两个方面：（1）人类视觉系统的色彩感知能力包含至少三个独立的视锥系统的相互作用；（2）物体的颜色由物体对长波、中波和短波光线的反射能力决定，而非由反射光强度的绝对值决定，即物体的色彩不受光照的非均匀性影响，具有一致性。

1.2.2 相关研究概述

基于 Retinex 理论的图像增强算法的核心是将待处理图像中的光照度值和物体反射系数分离出来，并对反射系数进行增强去噪等处理达到图像增强的效果。但是通过大量的研究发现，分离图像的光照度值和反射系数是一个不适定问题，为了解决这个不适定问题以及图像反射系数的增强问题，许多算法被相继提出。

经典的 Retinex 算法是由 Land^[1]提出的基于路径比较的算法，算法的核心是比较像素点之间的亮度关系并且通过阈值函数判定相邻像素点间像素值是否变化来求得反射系数。这种算法是一个调整机制，被 Land 描述为 Retinex 模型的核心^[2]来寻找路径中的最高反射系数。这种方法对于对比度较低的图像有良好的效果，如整体偏亮或整体偏暗的图像，能够较好的消除照度影响，提升图像对比度和矫正色彩失真，改善图像质量。但在应用中还有许多问题，如阈值的选取，路径长度以及起点与终点间的多路径问题等。在后来的研究中，许多学者对这种基于路径比较的方法提出不同改进方法取得了较好的结果。

Jobson et al.^[3]在研究和探索中心 / 环绕函数的性质之后，对中心 / 环绕的 Retinex 模型定义了具体的形式。这种形式的 Retinex 模型相较于路径比较的 Retinex 模型很大程度降低了算法复杂度且简化了模型，在之后的研究中被广泛的采用。其中单尺度 Retinex 算法^[3]（SSR）和多尺度 Retinex 算法^[4]（MSR）是中心 / 环绕方法的代表性算法。这类

算法利用高斯函数卷积图像来对图像的照度值进行有效合理的估计，并转换到对数域中将原图像和图像照度值相减来估计图像反射系数，再将反射系数线性拉伸到显示域，从而达到增强图像的目的。然而，这类方法在边缘区域易产生光晕现象且色彩恢复效果较差。针对这个问题，Jobson et al. 基于灰度世界假设的理论提出了带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法^[5]。该算法是对 MSR 算法的改进，在 MSR 的基础上后处理过程中引入了色彩恢复函数，通过增益 / 补偿因子调整估计的反射系数中各点的像素值，这在一定程度上解决了 SSR 和 MSR 的颜色失真问题，但并未较好的解决光晕现象。

近年来，基于 Retinex 理论的图像增强方法又有了新的进展。Jang et al.^[6]提出改进的对数算子并用于动态范围压缩并将求得的反射系数子带分解，针对不同子带包含的信息和特征引入空间变化的子带增益系数和自适应增益 / 补偿控制调整子带像素值达到图像增强目的，虽然细节纹理得到了较好的增强，但色彩失真明显。Ahn et al.^[9]采用导向滤波^[7]代替高斯低通滤波估计图像照度值能很好的降低光晕现象，并引入对比度增强因子和自适应非线性补偿因子对反射系数进行增强，使图像色彩和纹理细节较好的恢复和增强。Petro et al.^[10]将 MSR 应用于图像强度通道并引入简易色彩平衡方法^[8]对强度通道的反射系数进行拉伸，通过求取增益系数对 R、G、B 通道图像分别进行增强，很好的抑制了光晕现象并保持图像色彩。Fu et al.^[11]抛弃常规 Retinex 模型的对数域转换，提出一种新的变分 Retinex 模型，采用快速的交替方向优化迭代算法估计图像的照度值和反射系数，然后引入 Sigmoid 函数和限制对比度的自适应直方图均衡化（CLAHE）方法对结果进行调整，使图像的色彩和纹理细节得到较好的增强。Lee et al.^[12]结合子带分解^[6]和导向滤波方法^[8]的优点，通过整体适应和局部对比度增强方法得到子带反射系数并求解增益系数，引入色彩恢复的后处理过程对图像进行增强，该算法较好的恢复了图像色彩和细节纹理信息。Wang et al.^[13]将变分贝叶斯方法应用到 Retinex 理论中，使用 Gibbs 分布做为反射系数和照度值的先验分布、Gamma 分布做为模型的参数来建立一个分级的贝叶斯模型，通过假设反射函数为区域连续和照度函数为空间平滑，应用变分贝叶斯近似来获得所有未知值的后验分布近似值，最后同时估计未知图像和超参数来达到图像增强的目的，该算法也取得了较好的结果等等。

总体来说，基于 Retinex 理论的图像增强算法已有较为完善的发展且对降质图像的恢复效果明显。对分离图像的照度值和反射系数这个不适定问题，研究人员也提出了很多优秀的解决方法，对图像的色彩恢复和动态压缩范围也都做了较好的提升。同时，基于 Retinex 模型的图像增强算法与许多其他的图像处理方法结合起来用于不同的场景来解决不同的图像增强问题。

1.3 本文主要工作和创新点

本文针对分离图像照度值和反射系数的不适定问题以及色彩恢复和动态范围压缩的权衡问题，通过对前人工作的学习和研究，提出了一种基于 Retinex 模型的改进图像增强方法：首先将图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 空间，提取 Value 层作为处理对象，Hue 层和 Saturation 层保持不变；其次采用二维双树复小波变换（DT-CWT）对 Value 层进行分解，得到图像低频分量和高频分量；然后，对低频分量引用导向滤波估计其初始化照射分量，并引入一种新的对比度增强因子和自适应非线性补偿因子对分离得到的反射系数进行整体亮度和对比度的增强处理，同时利用 Sigmoid 函数对引入的对比度增强因子进行提升，达到对低频分量反射系数的整体亮度增强和动态范围压缩的目的；随后，对高频分量采用小波阈值去噪方法（Wavelet Shrinkage）进行去噪处理和采用改进的 Pal-King 模糊增强算法进行边缘和纹理信息的增强；最后，利用二维双树复小波反变换重构图像 Value 层，并对重构后的 Value 层应用 SimplestColorBalance 方法进行直方图的拉伸和优化处理，并与 Hue 层和 Saturation 层结合转换回 RGB 颜色空间。

本文的主要创新点是利用二维双树小波变换分解图像后再进行照度值估计，针对低频和高频分量的特点分别采用不同的方法进行处理，并提出改进的自适应色调映射的 Retinex 方法，以此获得更好的效果且有效降低了算法的时间复杂度，同时将图像的灰度等级和纹理细节信息分离进行单独的增强，从而得到清晰度更高的恢复图像。

通过大量的实验证明了该方法的可行性。实验结果表明，对图像的色彩恢复和纹理细节的增强均有很好的效果。

1.4 本文结构安排

第一章，绪论。本章主要介绍了图像增强的研究背景以及基于 Retinex 理论的图像增强算法的研究现状，本文的主要工作和创新点，从而引出本次毕业设计的主要研究内容、研究方向、问题和研究难点，并介绍论文的大体框架。

第二章，Retinex 模型算法介绍。本章主要介绍了经典的 Retinex 图像增强算法及其改进模型并阐述了这些算法的优缺点以及展示了这些算法的图像增强效果。同时，介绍了近几年一些相关的 Retinex 图像增强算法和研究进展。

第三章，基于 Retinex 模型的图像增强改进方法。本章是论文的核心章节，介绍了提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进方法。本章详细地描述了各个步骤所使用的理论及算法。

第四章，实验结果及分析。本章主要对提出的算法进行实验和验证，并相关的图像增强方法进行比较和分析，介绍了图像增强效果的主观和客观评价方法，如，统计直方

图、灰度均值、平均梯度、峰值信噪比（Peak Signal-Noise Ratio, PSNR）、结构相似度指标（Structure Similarity Index, SSIM）、特征相似度指标（Feature Similarity Index, FSIM）和视觉信息保真度（Visual Information Fidelity, VIF）。通过主观评价和客观数据的求解来比较各个算法的优劣以及分析和证明本文提出算法的优越性。

2 Retinex 模型算法介绍

2.1 Retinex 理论模型

Retinex 理论认为人类视觉系统感受色彩信息是由物体表面的反射性质所决定的，而与光源的强度等级和环境因素无关。因此，Retinex 理论模型可以简单的描述为：

$$I(x,y) = L(x,y) \times R(x,y) \quad (2.1)$$

其中 $I(x,y)$ 表示原图像， $L(x,y)$ 表示照度值，对应于光源的强度等级和环境因素， $R(x,y)$ 表示反射系数。 $R(x,y)$ 即为 Retinex 模型期待得到的结果，而 Retinex 模型的核心便是如何准确的将照度值和反射系数从原图像中分离出来，并对反射系数进行增强。

2.2 经典的 Retinex 图像增强算法

2.2.1 单尺度 Retinex 算法

单尺度 Retinex 算法^[3]是中心 / 环绕函数方法的代表性算法，它的输出由输入值（中心）和它的邻居值（环绕）共同确定。单尺度 Retinex (SSR) 算法的基本数学模型如下：

$$R_i(x,y) = \log(I_i(x,y)) - \log(I_i(x,y) * F(x,y)) \quad (2.2)$$

其中， I_i 是输入图像的第 i 个颜色通道， R_i 是输出图像的第 i 个颜色通道，即第 i 个颜色通道的反射系数， $I_i(x,y) * F(x,y)$ 表示估计的光照度值， $F(x,y)$ 表示标准化的环绕函数而符号 * 表示卷积运算。这个运算对每个颜色通道进行处理，公式 (2.2) 也暗示了该算法能实现“颜色恒常”的性质，同时 $F(x,y)$ 为低通函数，通过 $F(x,y)$ 估算得到的照度值对应于图像的低频部分，相减之后得到的反射系数包含更多原始图像中的高频部分，即边缘信息。事实上可以做出如下经典假设：

$$I_i(x,y) = S_i(x,y) \cdot r_i(x,y) \quad (2.3)$$

其中 S_i 表示光照度值， r_i 表示景物的反射系数。于是，公式 (2.2) 可重写为：

$$R_i(x,y) \approx \log\left(\frac{S_i(x,y) \cdot r_i(x,y)}{\bar{S}_i \cdot \bar{r}_i}\right) \quad (2.4)$$

其中 \bar{S}_i 表示加权平均值并且认为 S_i 是局部平滑的，即局部区域为常数。因此，可以假设 $S_i \approx \bar{S}_i$ 。上式可表示为：

$$R_i \approx \log\left(\frac{r_i}{\bar{r}_i}\right) \quad (2.5)$$

由上式可知反射系数是照度值无关的。这也解释了为什么这个方法能够减弱图像中的阴影和遮挡的影响。许多围绕函数被提出来用于照度值估计，其中 Jobson et al.^[3]提出的高斯函数形式得到了广泛的应用并且取得了较好的效果，高斯函数形式如下：

$$F(x,y) = C \cdot \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2] \quad (2.6)$$

其中 σ 是高斯滤波器的均方差，控制保留空间细节的数量， C 是一个标准化因子使得 $\iint F(x,y) dx dy = 1$ 。 σ 的值并不能通过理论建模来确定，它的取值大小是对图像的局部动态增强（如阴影中的纹理细节显示）和色彩复原是一个此消彼长的过程。对于小尺度，即小的 σ 取值，图像的动态范围压缩较好，但丢失色调产生光晕现象；对于大尺度，即大的 σ 取值，图像的色彩复原效果较好，但动态压缩范围差，丢失细节信息。总的来说，尺度越小，中心像素值受到周围像素影响越大，纹理细节增强效果越明显；尺度越大，图像的整体颜色更加自然，色彩恢复效果更好，但是纹理细节的突出不足。Jobson 等人通过大量实验结果总结出当 $\sigma = 80$ 时对图像的纹理细节的增强和整体颜色恒常能起到较好的平衡。

2.2.2 多尺度 Retinex 算法

由于动态范围压缩和色彩复原很难同时满足，在单尺度 Retinex 算法中为环绕滤波器 $F(x,y)$ 选取合适的尺度 σ 是非常严苛的。为了解决这个问题，Jobson et al.^[4]又提出了多尺度 Retinex (MSR) 算法。MSR 的输出定义为几个 SSR 输出的加权和，这使得 MSR 具备了 SSR 在小、中、大三个尺度上的特点，能够更好的同时实现动态范围压缩和色彩复原。多尺度 Retinex 的数学模型如下：

$$R_{MSR_i} = \sum_{n=1}^N w_n \cdot R_{SSR_{n_i}} = \sum_{n=1}^N w_n \cdot [\log(I_i(x,y)) - \log(I_i(x,y) * F_n(x,y))] \quad (2.7)$$

其中 N 表示尺度的数量， w_n 表示每个尺度所占的权重而环绕函数 $F_n(x,y)$ 的表达式为 $F_n(x,y) = C_n \cdot \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma_n^2]$ 。

在实际的应用中存在着如下的问题：尺度值的选择、尺度个数以及权重的理想取值。根据 Jobson et al.，三个尺度和等权重能够满足大多数的图像处理，并且作者实验性的固定三个尺度值为 15, 80 和 250。而根据频域功率分布规律，尺度的选择有如下规律^[14]：

- (1) 当尺度大小为图像尺寸的 1%~5% 时，中心 / 环绕函数的结果能够获得很好的图像纹理细节，被视为小尺度。
- (2) 当尺度大小为图像尺寸的 10%~15% 时，中心 / 环绕函数的结果能够同时获得图像的纹理细节和色彩，被视为中尺度。

(3) 当尺度大小为图像尺寸的 30%~50% 时, 中心 / 环绕函数的结果能够获得比较平衡的图像色彩, 被视为大尺度。

2.2.3 色彩恢复多尺度 Retinex 算法

虽然 MSR 算法一定程度上消除了光晕现象并且对图像的动态范围压缩和色彩恢复都具有一定的效果, 但是 Retinex 的数学模型的固有的缺陷导致图像色彩存在失真。根据灰度世界假设, 给定一个有丰富色彩变化的图像, 其红、绿、蓝三个通道的均值应该接近于同一个灰度值。而经过 MSR 算法增强后, 原图中三个颜色通道 (R 通道、G 通道、B 通道) 之间的比例关系可能发生改变, 导致增强图像发生色彩失真现象。为了解决这个问题, Jobson et al.^[5]提出通过乘上一个色彩恢复函数来修改 MSR 的输出结果。

色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 (MSRCR) 是将色彩恢复函数和 MSR 算法相结合的一种对图像处理效果更加有效的算法。色彩恢复函数的第一步是计算第 i 个颜色通道的色度坐标值:

$$I'_i(x,y) = \frac{I_i(x,y)}{\sum_{j=1}^N I_j(x,y)} \quad (2.8)$$

Jonson et al.发现能够得到最好的整体色彩恢复的色彩恢复函数 (CRF) 为:

$$C_i(x,y) = \beta \log[\alpha I'_i(x,y)] \quad (2.9)$$

其中 β 为增益常数, α 控制非线性的强度。于是可以得到 MSRCR 算法的模型为:

$$\begin{aligned} R_{MSRCR_i}(x,y) &= C_i(x,y) \times R_{MSR_i}(x,y) \\ &= \beta \log \left(\alpha \cdot \frac{I_i(x,y)}{\sum_{j=1}^N I_j(x,y)} \right) \times \sum_{n=1}^N w_n \cdot [\log(I_i(x,y)) - \log(I_i(x,y) * F_n(x,y))] \end{aligned} \quad (2.10)$$

MSRCR 算法在很大程度上改善了 MSR 算法的输出结果, 在保留 MSR 的优点的基础上, 对图像的色彩信息做出了较好的恢复。但是 MSRCR 中的色彩恢复函数存在着颜色翻转的风险, 通过色彩恢复函数得到的输出图像同样不能很好的遵循灰度世界假设, 而且对本身色彩信息存在破坏的图像的处理效果不好。针对这个问题, Petro et al.^[10]提出将 MSR 应用于强度通道, 提出基于色度保持的多尺度 Retinex 算法 (MSRCP), 这样能很好的图像原本的色彩信息且不违反灰度世界假设。首先定义强度通道为:

$Int = \frac{\sum_{j=1}^S I_j}{S}$ 。其中 S 表示颜色通道的数量 (对于 RGB 颜色空间, $S = 3$)。然后将公式 (2.7)

应用于 Int 得到强度通道的反射系数 R_{Int} , 利用简易色彩平衡^[8]方法裁剪反射系数两边像素值并线性拉伸至显示域 [0,255], 随后对每个颜色通道的各像素点进行增益处理:

$R_i = I_i \cdot \frac{R_{int}}{Int}$ 。MSRCP 相对于 MSRCR 能更好的保持灰度世界假设，且恢复图像的色彩更加真实，但对一些图像存在过度增强的问题。

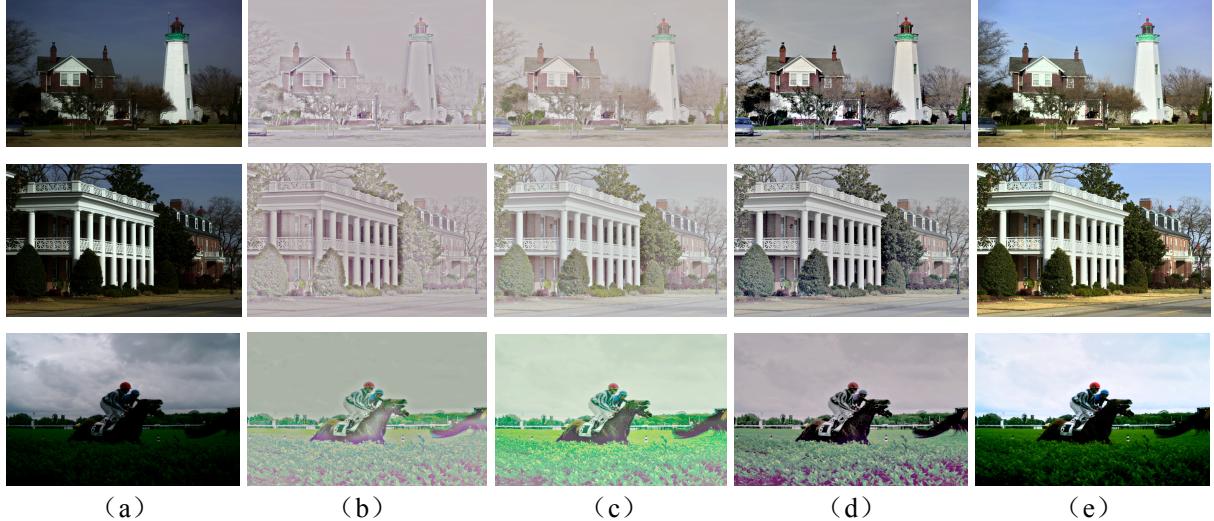


图 2.1 经典的 Retinex 图像增强算法处理效果比较。(a) 原图, (b) $\sigma = 80$ 的 SSR, (c) $\sigma_i = 15,80,250$ 的 MSR, (d) $\sigma_i = 15,80,250$ 且 $\alpha = 145, \beta = 46$ 的 MSRCR, (e) $\sigma_i = 15,80,250$ 的 MSRCP

2.3 基于色调映射的 Retinex 图像增强方法

2.3.1 基于 Retinex 理论的自适应局部色调映射增强算法

现实世界景象的动态范围从阴影到高亮有着很大的范围，并且人类视觉系统的适应机制能准确的获取到这些景象，但是诸如照相机和摄像头等电子设备由于本身的缺陷，不能完整地获取一个景象的动态范围，因此很多时候需要对获得的图像进行动态范围的处理。色调映射的 Retinex 方法被认为是很有用的图像增强方法，且图像恢复效果较好。Ahn et al.^[9]提出了一个新的局部色调映射的方法能够保持边界信息并且避免基于中心 / 环绕的 Retinex 方法^[3,4,5]造成的光晕现象。在 Ahn 的算法中，亮度值从输入图像中获取 $L_w = 0.299R + 0.587G + 0.114B$ ，其中 R、G、B 分别为输入图像的三个通道像素值，L 为所求亮度值。首先，应用整体色调映射对亮度值进行预处理，整体适应过程类似于人类视觉系统的早期步骤。根据 Weber-Fechner 规则，人类视觉系统对景物亮度的感知近似于对数函数形式。因此对亮度值的整体压缩可采用如下公式：

$$L_g(x,y) = \frac{\log(L_w(x,y)/\bar{L}_w + 1)}{\log(L_{w\max}/\bar{L}_w + 1)} \quad (2.11)$$

其中， $L_g(x,y)$ 是整体调整步骤的输出值， $L_w(x,y)$ 是图像亮度值， $L_{w\max}$ 是亮度值中的最大值而 \bar{L}_w 为对数平均亮度值且计算方式为：

$$\bar{L}_w = \exp\left(\frac{1}{N} \times \sum_{(x,y)} \log(L_w(x,y) + \delta)\right) \quad (2.12)$$

N 为亮度图像的像素数量， δ 是一个微小量用来避免图像中的暗像素值造成的奇异值。之后应用基于 Retinex 理论的局部调整过程对图像进行处理，公式 (2.2) 中得到的输出 $R_i(x,y)$ 中许多亮的像素值变暗导致光晕现象并且拉伸至显示域后看起来并不真实自然。由于边界保持的滤波器能够有效改善光晕现象，Ahn et al.用导向滤波器^[7]代替经典 Retinex 算法中的高斯低通滤波器，导向滤波器在边界区域不仅有良好的表现且计算复杂度是线性增加，与核的尺寸无关。因此基于 Retinex 理论的局部调整方程可表示为：

$$L_l(x,y) = \log L_g(x,y) - \log H_g(x,y) \quad (2.13)$$

其中 $L_l(x,y)$ 表示局部调整步骤的输出值， $H_g(x,y)$ 是对 $L_g(x,y)$ 进行导向滤波后得到的结果：

$$H_g(x,y) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{(\xi_x, \xi_y) \in \omega(x,y)} (a(\xi_x, \xi_y) L_g(x,y) + b(\xi_x, \xi_y)) \quad (2.14)$$

$$a(\xi_x, \xi_y) = \frac{\mu_2(\xi_x, \xi_y) - \mu^2(\xi_x, \xi_y)}{\sigma^2(\xi_x, \xi_y) + \epsilon}, b(\xi_x, \xi_y) = \mu(\xi_x, \xi_y) - a(\xi_x, \xi_y) \mu(\xi_x, \xi_y) \quad (2.15)$$

这里的 (ξ_x, ξ_y) 为邻居像素坐标， $\omega(x,y)$ 是以像素 (x,y) 为中心半径为 r 的局部窗口， $|\omega|$ 是窗口中像素的数量， $a(\xi_x, \xi_y)$ 和 $b(\xi_x, \xi_y)$ 为线性系数。 $\mu(\xi_x, \xi_y)$ 和 $\sigma^2(\xi_x, \xi_y)$ 分别是 L_g 在窗口 $\omega(\xi_x, \xi_y)$ 中的均值和方差， $\mu^2(\xi_x, \xi_y)$ 是 L_g^2 在窗口 $\omega(\xi_x, \xi_y)$ 中的均值， ϵ 为规范化参数。导向滤波器的参数为： r 取 10， ϵ 取 0.01。

在局部适应过程中，导向滤波器的输入图和导向图均采用同一图像。虽然应用导向滤波器后，光晕现象有了很大的改善，但是由于输出结果整体对比度偏低使得增强图像的表现不好。同时，由于导向滤波器趋向于给与中心像素差异很大的邻居像素分配很小的权值，这使得公式 (2.13) 中 $L_g(x,y)$ 和 $H_g(x,y)$ 的值类似，局部适应的输出像素值之间没有很大的差异导致公式 (2.13) 的结果过于平滑且丢失原有的亮度值分布。为了避免过度平滑和提升图像增强效果引入对比度增强因子 α 和自适应非线性补偿因子 β ：

$$\alpha(x,y) = 1 + \eta \frac{L_g(x,y)}{L_{g\max}}, \beta = \lambda \bar{L}_g \quad (2.16)$$

其中 η 表示对比度控制参数，实验中取值为 36， $L_{g\max}$ 是整体适应步骤输出的亮度图像最大像素值， λ 表示非线性控制参数，实验中取值为 10， \bar{L}_g 是整体适应步骤输出的亮度图像的对数平均值。通过将 α 因子和 β 因子引入到公式 (2.13) 中，最终得到局部调整过程的方程为：

$$L_{out}(x,y) = \alpha(x,y) \log \left(\frac{L_g(x,y)}{\bar{L}_g} + \beta \right) \quad (2.17)$$

其中 $L_{out}(x,y)$ 为局部调整输出。最终将 $L_{out}(x,y)$ 量化到 [0,1] 范围内，色调映射图像便从局部调整步骤输出的亮度图像和输入图像中转换得到。



图 2.2 基于 Retinex 理论自适应局部色调映射增强算法效果。左：原图，右：该算法恢复图像

2.3.2 基于子带分解多尺度 Retinex 的局部色调映射增强算法

Lee et al.^[12]结合子带分解^[6]和导向滤波方法^[8]的优点，利用子带分解过程取代 MSR 中几个不同尺度处理结果的简单加权和并且利用导向滤波器的边界保持的特点取代高斯低通滤波器来降低常规 Retinex 方法出现光晕现象。Lee et al. 的算法也是整体调整过程和局部调整过程的结合，基于人类视觉系统对景物的感知近似于对数函数，从输入图像中获取图像的亮度值 $L(x,y) = 0.21 \times R(x,y) + 0.72 \times G(x,y) + 0.072 \times B(x,y)$ ，之后对亮度值进行整体压缩：

$$L_g(x,y) = 255 \frac{\log(L(x,y)) - \log(L_{\min})}{\log(L_{\max}) - \log(L_{\min})} \quad (2.18)$$

然而由于对数转换的固有性质，整体调整之后 $L_g(x,y)$ 的对比度也很低，Lee 等人使用子带分解的多尺度 Retinex 算法（SD-MSR）来同时实现局部动态范围压缩和对比度增强。首先假设 SD-MSR 有 N_b 个子带，第 i 个子带计算 SSR 的 $R_i(x,y)$ 为：

$$R_i(x,y) = m \log(L_g(x,y)) - m \log(H_i(x,y)) \quad (2.19)$$

其中 $H_i(x,y)$ 是 $L_g(x,y)$ 低通滤波的结果，同时为了更好的保持原图中的色调，对 Jang et al.^[6]提出的 $m \log$ 函数做出修改：

$$m \log(L_g(x,y)) = \begin{cases} \frac{\theta \log(w_l + L_g(x,y) + 1)}{\log(w_l + \theta + 1)} & \text{if } L_g(x,y) < \theta \\ 255 - \frac{(255 - \theta) \log(w_l - L_g(x,y) + 256)}{\log(w_l - \theta + 256)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.20)$$

其中 w_l 是用于控制 $m \log$ 函数的线性度的参数，且 w_l 越大 $m \log$ 函数越趋向于线性度越大。

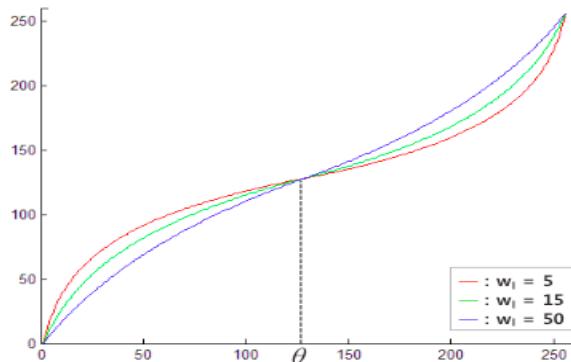


图 2.3 不同 w_l 值下的 $m \log$ 曲线

对于低通滤波进行照明度的估计，为了避免产生光晕现象，引用 Ahn et al.^[9]的处理方法，利用导向滤波器很好的边缘保持性质对图像进行滤波处理。当所有的子带都计算之后进行子带分解，分解方式如下：

$$\bar{R}_i(x,y) = \begin{cases} R_i(x,y) & \text{if } i=1 \\ R_i(x,y) - R_{i-1}(x,y) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.21)$$

其中， $\bar{R}_i(x,y)$ 表示第 i 个通道的子带分解 SSR。然后，计算第 i 个子带的增益系数 g_i 用于细节增强：

$$g_i(x,y) = \left(\frac{1}{NR_i(x,y) + \epsilon_g} \right)^{1-\gamma_i} \quad (2.22)$$

其中， γ_i 表示第 i 个子带所应用的导向滤波器的滤波半径且标准化的 \bar{R}_i ，即 NR_i 定义为：

$$NR_i(x,y) = \frac{\bar{R}_i(x,y)}{\max(\bar{R}_i)} \quad (2.23)$$

这里的 ϵ_g 的值设置为 0.1。这个增益控制策略能够分配高的增益值给 SSR 的低值区域来实现出色的细节增强效果。增益系数确定之后各子带反射系数值可以求得：

$$R(x,y) = \sum_{i=1}^{N_b} g_i(x,y) \bar{R}_i(x,y) \quad (2.24)$$

最后再将 $R(x,y)$ 线性拉伸到 [0,255] 显示域中并进行色彩修复处理，即完成亮度色调映射之后用其进行色彩重建操作。作者假设色调映射前后色彩比率是保持不变的，因此基于这个理论可用公式 (2.25) 进行色彩重建操作。

$$R'^k(x,y) = R'(x,y) \left(\frac{E^k(x,y)}{L(x,y)} \right) \quad (2.25)$$

这里 $R'^k(x,y)$ 表示最终输出的各通道图像， $E^k(x,y)$ 表示原始图像中各通道的图像， $L(x,y)$ 表示整体适应过程估计得到的照度值图像。



图 2.4 基于子带分解多尺度 Retinex 局部色调映射增强算法效果。左：原图，右：该算法恢复图像

3 基于 Retinex 模型的图像增强改进方法

3.1 颜色空间转换

由灰度世界假设可知，包含丰富色彩的图像的 R、G、B 三个颜色通道的像素均值应接近于同一个灰度值。进行图像增强操作时，对 R、G、B 三个颜色通道分别进行处理容易造成灰度世界混乱，使得三个颜色通道的输出结果的像素均值不在同一个灰度等级而产生色彩上的失真。为了避免违反灰度世界假设，可以将图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间（H: Hue，色调；S: Saturation，饱和度；V: Value，亮度）。

HSV 颜色空间，也称六角锥体颜色模型，是由 A.R.Smith 于 1978 年创建的一种根据颜色的直观特性得到的颜色空间。其中，色调使用角度来度量，取值范围为 $[0^\circ, 360^\circ]$ ，从红色位置逆时针计算，红色 0° ，绿色 120° ，蓝色 240° ，其补色是黄色 60° ，青色 180° ，品红 300° ；饱和度取值范围为 $[0,1]$ ，值越大颜色越饱和；亮度取值范围也为 $[0,1]$ ，表示从黑到白。需要注意的是 HSV 颜色空间中的亮度层和光的强度没有直接的联系。

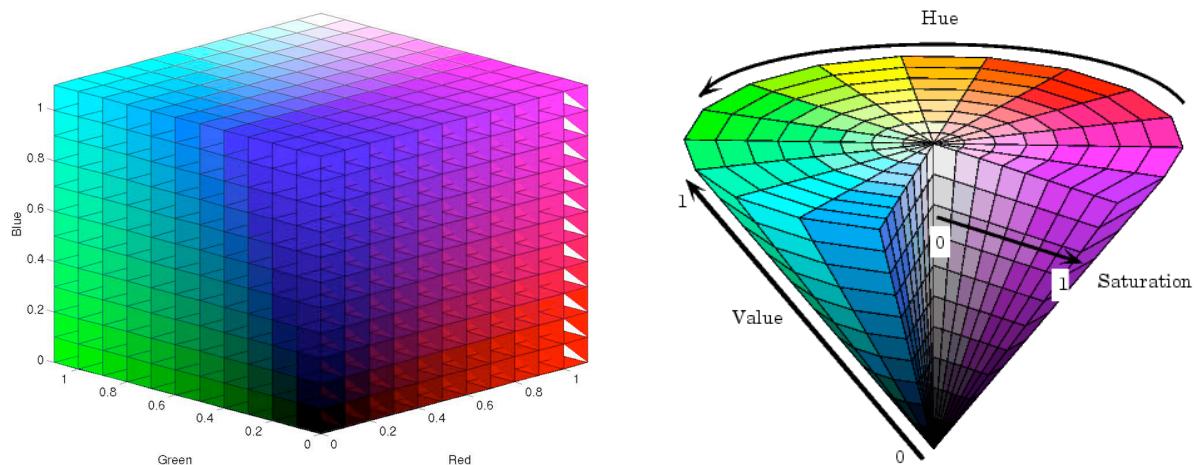


图 3.1 RGB 颜色空间模型和 HSV 颜色空间模型

图像转换到 HSV 颜色空间之后，只用对亮度 (V) 通道进行接下来的图像增强处理，这样使得算法的处理对象降为原来的三分之一，有效的降低了算法的时间复杂度且能对处理后的图像很好的重建色彩信息。同时，亮度 (V) 通道在接下来的处理过程中被视为灰度图像，三个 HSV 通道通过如下方式获得^[15]:

$$V = \max(R_{channel}, G_{channel}, B_{channel}) \quad (3.1)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{if } V = 0 \\ \frac{C}{V} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$H = \begin{cases} \frac{G-B}{S} & \text{if } R = V \\ 2 + \frac{B-R}{S} & \text{if } G = V \\ 4 + \frac{R-G}{S} & \text{if } B = V \end{cases} \quad (3.3)$$

其中 R、G、B 分别为图像三个颜色通道的像素点，而 C 表示色度（Chroma），通过公式 (3.4) 计算得到：

$$C = \begin{cases} 1 & \text{if } V = \min(R, G, B) \\ V - \min(R, G, B) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.4)$$

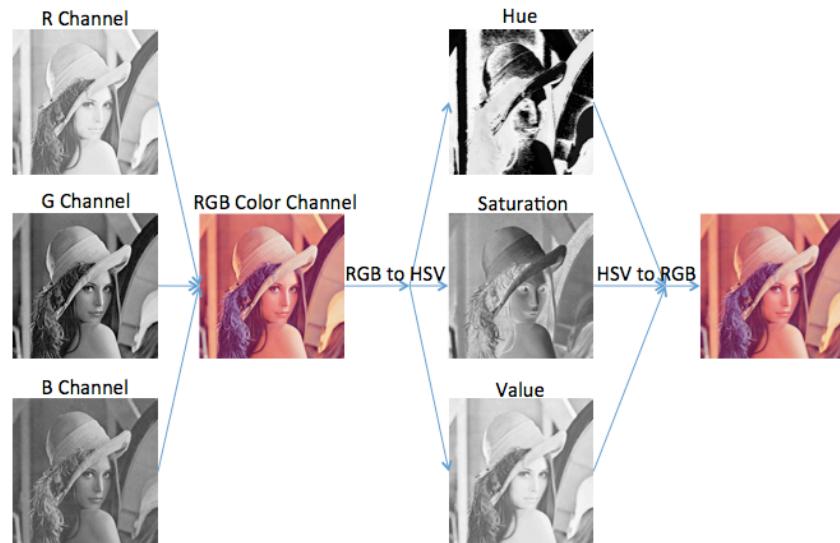


图 3.2 RGB 颜色空间转换 HSV 颜色空间示例

3.2 二维双树复小波变换

自小波理论出现以来，其应用领域不断扩大且日趋完善。在图像增强和图像处理领域，小波理论广泛应用于图像配准融合、图像去噪、图像增强、图像压缩编码和量化等方面。小波理论是一种新的变换分析方法，它继承和发展了短时傅立叶变换的局部化思想，同时克服了窗口大小不随频率变化等缺点，能够提供一个随频率改变的“时间-频率”窗口，可以很好的进行信号时频分析和处理，其主要特点是通过变换能充分突出问题的具体一些方面的特征，普通的二维离散小波变换（DWT）将输入图像通过高通滤波器和低通滤波器分解为高频分量和低频分量，再通过二抽取得到小波分解系数，简称小波系数。虽然普通的离散小波分解能较好的实现图像特征信息的提取，但是其在二抽取过程中可能产生混叠现象，引起畸变，从而导致分解得到的小波系数不能准确表征原图像信号的特征。其主要缺陷为以下两方面^[16]：

（1）平移敏感性

平移敏感性指输入信号的一个很小平移会导致小波分解系数发生很明显的变化。虽然小波滤波器组能保证信号的完美重构，即输入信号的低通分量和高通分量的总能量相对于信号的平移可以保持不变，但是低通分量和高通分量却不能够独立的保持平移不变。这个缺陷可能会使 DWT 用于提取图像信号的特征时，丢失掉某些重要的信息，导致错误的结果。

（2）缺乏方向选择性

普通二维离散小波变换（DWT）用于图像处理时大多采用可分离方式，即在行和列两个方向上先后分别进行滤波和二抽取操作来产生四个子图像：低频分量（LL）子图、水平方向高频分量（HL）子图、垂直方向高频分量（LH）子图和水平垂直方向高频分量（HH）子图。这种变换方法的优点是算法简洁且结构清晰；但缺点是这四个子图像只分别突出了一些方向上的特征和信息而弱化了其他的方向上的信息，这同样不利于提取完整的图像信息。这个缺陷同样会使 DWT 用于提取图像信号的特征时造成信息丢失。

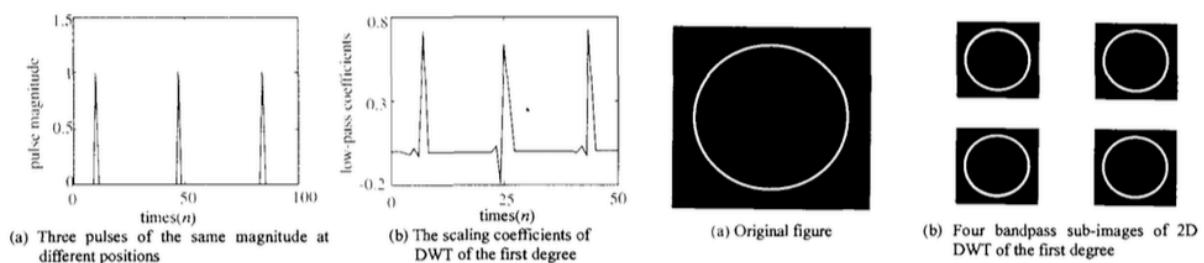


图 3.3 DWT 的平移敏感性和缺乏方向选择性

为了解决 DWT 的缺陷, Kingsbury et al. 提出了双树复小波变换 (DT-CWT)。双树复小波变换是采用二叉树结构的双路 DWT, 一树用于生成变换的实部系数, 另一树用于生成虚部系数, 如图 3.3 所示。

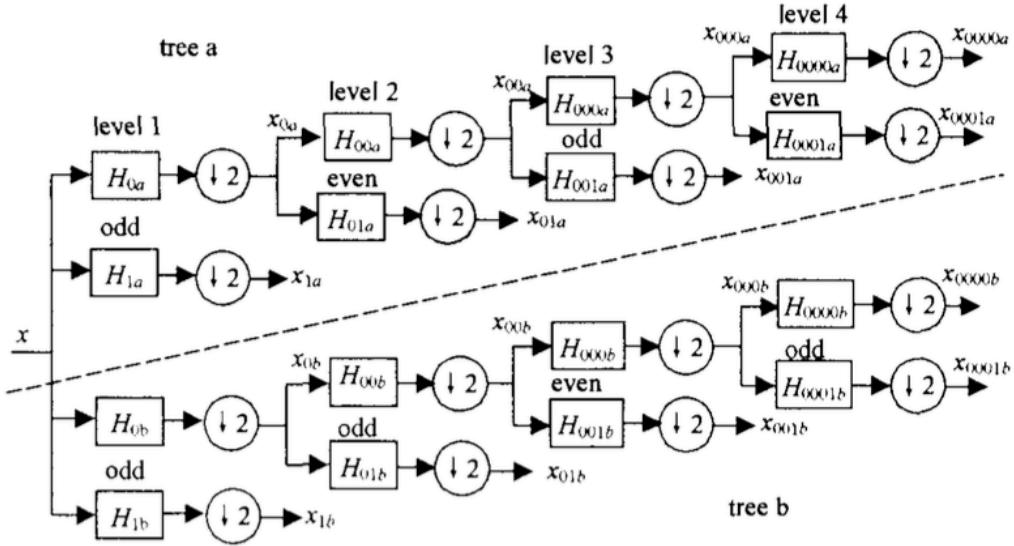


图 3.4 双树复小波变换 (DT-CWT)

Kingsbury 的方法是^[16]: 对一层分解, 若两树滤波器间的延迟恰为一采样间隔, 则可满足 b 树中第一层二抽取恰好采样到 a 树中由于二抽取丢失的采样值; 对于之后的各层分解, 为确保两树在该层与所有上层所产生的延迟差总和相对于输入为一采样周期, 两树对应的滤波器的相频响应间需要有半个采样周期的群延迟, 且两个滤波器的幅频响应相等。

因此双树复小波变换 (DT-CWT) 能够显著改善离散小波变换 (DWT) 的平移敏感性和缺乏方向选择性的问题, 即双树复小波变换 (DT-CWT) 具有着近似的平移不变性和良好的方向选择性, 而且它也具备完全重构的特性。双树复小波变换在每一层变换中都会产生六个 (实数域和虚数域各六个) 具有方向选择性的高频分量子图和两个 (实数域和虚数域各两个) 低频分量子图。其中, 六个高频分量的方向分别指向 $\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$, 这样可以更好更完善的表现图像在不同方向的边缘和纹理特征; 两个低频分量彼此分别为对方的采样间隔值, 这样可以保证二抽取采样不损失图像的像素信息, 更有利于图像的信息保留和完全重构。如图 3.5 为双树复小波变换六个高频分量的示例, 第一列为实数域的六个复小波, 第二列为虚数域的六个复小波, 第三列为六个复小波的量级大小, 并且方向从左到右分别为 -15° , -45° , -75° , 75° , 45° 和 15° 。

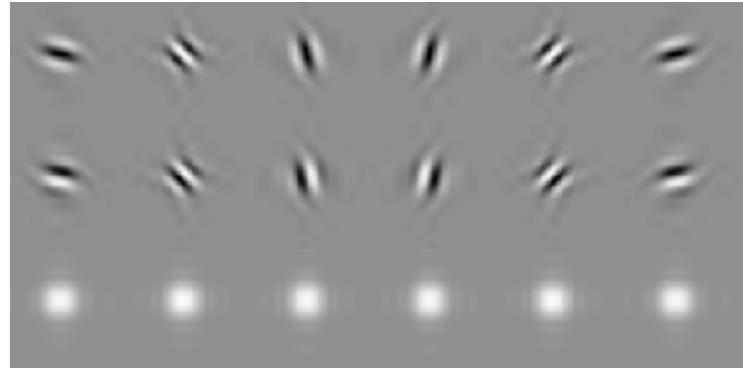


图 3.5 双树复小波变换六个方向的高频分量

因为小波变换在图像增强和图像处理中的广泛应用和很好的处理效果，同时由于双树复小波变换相较于离散小波变换的优点，所以选择采用双树复小波变换对转换到 HSV 颜色空间的待处理图像的亮度 (V) 通道进行分解。本文对图像进行一层分解，得到 4 个低频分量系数(2 个实数域低频系数和 2 个虚数域低频系数)和 12 个高频分量系数(同理，6 个实数域高频系数和 6 个虚数域高频系数)。通过小波分解，可以针对图像的低频和高频分量的包含的信息和特点分别进行增强处理。低频分量主要包含了图像的整体亮度等信息，即对整幅图像的强度的综合度量；高频分量主要包含了图像的纹理细节等信息，即对整幅图像的边缘和轮廓的综合度量。因此，在之后的处理中，低频部分主要进行亮度和色调的提升和增强，高频部分主要进行纹理和细节的锐化和增强。

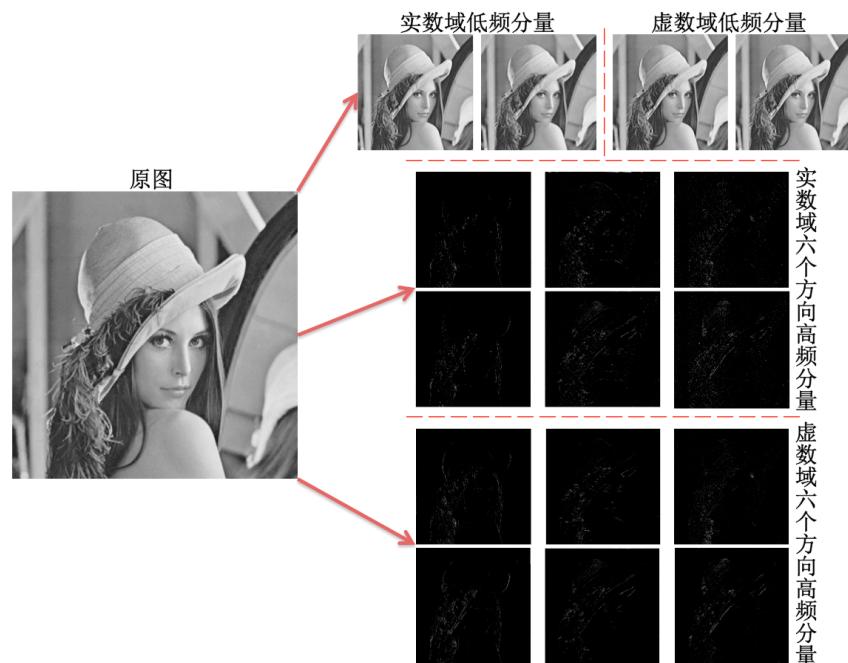


图 3.6 双树复小波变换对图像的一层分解

3.3 图像去噪和增强处理

3.3.1 低频信息处理

通过双树复小波变换得到两个低频分量子图，由于低频分量子图主要包含了图像的整体亮度和色调等信息，因此该部分的任务是对图像进行整体亮度和对比度的提升。通过之前的实验发现，经典的 Retinex 图像增强算法（SSR、MSR、MSRCR）对图像具有一定的亮度和边缘纹理增强效果，但是由于它们均是对 RGB 三个通道分别进行处理，不仅增加了算法的时间复杂度而且易改变 RGB 三个通道直方图的相对分布，造成灰度世界混乱，导致恢复图像与原图像相比相差较大且恢复效果不好。MSRCP 虽然对部分图像呈现较好的恢复效果且色彩保持很好，但是该算法主要关注图像的整体亮度的提升和色恢复，对图像的边缘细节并未做专门的增强，并且 MSRCP 对一些图像会出现过度增强的现象，使得图像产生失真。基于色调映射的 Retinex 方法对降质图像的增强和恢复被认为是很有效的，且许多学者提出了各种不同的色调映射方法来改善这类方法的图像处理效果，有些算法对图像的边缘细节增强效果明显，有些则对图像色调恢复效果很出色，但是这类算法基本都是对亮度图像直接进行处理再重新映射回图像中，并未对图像的亮度信息和边缘细节信息分离出来进行针对性处理。基于可变框架的 Retinex 方法也是流行的图像增强算法，该算法将近似照度分量的估计转换为二次规划最优解问题，通过数值求解处理图像退化问题。这类算法经过发展和完善对图像的增强效果已很出色，但是这类算法的迭代过程对尺寸较大的图像会耗费较多的时间，使得图像增强的实时性不佳且对部分图像的处理效果也不好。其他的一些算法，如近似估计照度分量后进行不同的直方图均衡化等，处理效果亦表现欠佳。

通过比较和分析，基于色调映射的方法在图像整体亮度和色彩恢复效果上有着较大的优势。因此本文对基于 Retinex 理论的自适应局部色调映射增强算法^[9]进行改进，使得图像的亮度和色彩能够得到更好的增强。提出的方法同样分为整体调整过程和局部调整过程。

由于双树复小波分解会产生实数分量和虚数分量，因此每一个子图均在复数域中，即该部分需要处理两个低频分量子图，简单地，每个低频分量均表示为 $W_R = w_R + i \cdot w'_R$ (w_R 为实数域低频分量， w'_R 为虚数域低频分量)。低频信息处理分为两个步骤：整体调整过程和局部调整过程。

(1) 整体调整过程

同样地，根据 Weber-Fechner 规则，人类视觉系统对景物亮度的感知近似于对数函数形式。首先对低频分量进行整体动态范围压缩^[9]：

$$W_{Rg}(x,y) = \frac{\log(W_R(x,y)/\bar{W}_R + 1)}{\log(W_{R\max}/\bar{W}_R + 1)} \quad (3.5)$$

其中 $W_{Rg}(x,y)$ 为整体动态范围压缩后的结果， $W_R(x,y)$ 为复数域中的待处理低频分量， $W_{R\max}$ 表示低频分量中的最大像素值， \bar{W}_R 为对数平均值：

$$\bar{W}_R = \exp\left(\frac{1}{N} \times \sum_{(x,y)} \log(W_R(x,y) + \delta)\right) \quad (3.6)$$

N 表示低频分量的像素数量， δ 设置为一个微小量用于避免低频分量中暗像素进行对数运算而出现奇异值。由于对数平均值收敛于一个较高的值，使得对数函数趋近于线性函数形式，低于对数均值的像素点比高灰度值的像素点能得到更大的提升。因此，低频分量和其最大值均除以对数平均值的方法能够充分的以对数均值为对称点压缩低频分量。

(2) 局部调整过程

经典的 Retinex 图像增强算法中使用高斯低通滤波函数来近似估计照度值分量使得一些原本亮的像素值变暗而在边缘区域产生光晕现象，而具有边界保持性质的滤波器能很好的改善这个现象，如双边滤波器和导向滤波器等。由于导向滤波器很好的边缘保持性质、简单的处理方式和较快的运算速度^[7]，局部调整过程选择导向滤波器代替高斯低通滤波器进行照度值分量的估计：

$$W_{Rl}(x,y) = \log W_{Rg}(x,y) - \log H_{Rg}(x,y) \quad (3.7)$$

其中 $W_{Rl}(x,y)$ 表示局部调整的结果， $H_{Rg}(x,y)$ 表示对整体调整结果 $W_{Rg}(x,y)$ 应用导向滤波处理的结果。虽然经过导向滤波估计照度值分量后光晕现象得到很好的抑制，但是由于导向滤波器的固有性质，使图像显得很平滑且整体对比度偏低使得图像的表现较差，因此本文提出了一种新的对比度增强因子：

$$\alpha(x,y) = \left[1 + \eta \cdot \frac{W_{Rg}(x,y)}{W_{Rg\max}} \right]^{1 + \frac{a \cdot W_{Rg\max}}{W_{Rg\max} + \eta \cdot W_{Rg}(x,y)}} \quad (3.8)$$

其中 η 表示对比度控制参数， a 控制整体对比度提升率， $W_{Rg\max}$ 是整体调整过程结果的最大值。公式 (3.8) 得到对比度增强因子能有效提升图像的整体亮度，但是可能使得一些较亮的像素变得更亮而出现饱和及过度增强现象而较暗的像素得不到足够的增强。因此引入 Sigmoid 函数对对比度增强因子 α 进行调整：

$$\alpha(x,y) = \frac{2}{\pi} \cdot \arctan(b \cdot \alpha(x,y) / \alpha_{\max}) \cdot \alpha_{\max} \quad (3.9)$$

其中 b 是控制 Sigmoid 函数形状的收缩参数， α_{\max} 是对比度增强因子 α 的最大值，该 Sigmoid 函数在保证 $\alpha(x,y)$ 的整体值域不变的情况下提升暗区域来增强纹理细节信息同时抑制高亮区域来避免过度增强现象。

本文亦引入根据场景变化而变化的自适应非线性补偿因子 β ：

$$\beta = \lambda \bar{W}_{Rg} \quad (3.10)$$

其中 λ 为非线性控制参数， \bar{W}_{Rg} 为对数平均值。通过将对比度增强因子和自适应非线性补偿因子引入公式 (3.7) 能够得到最终的局部调整函数：

$$W_{out} = \alpha(x,y) \log(W_{Rg}(x,y)/H_{Rg}(x,y) + \beta) \quad (3.11)$$

W_{out} 即为低频分量处理的最终输出结果。

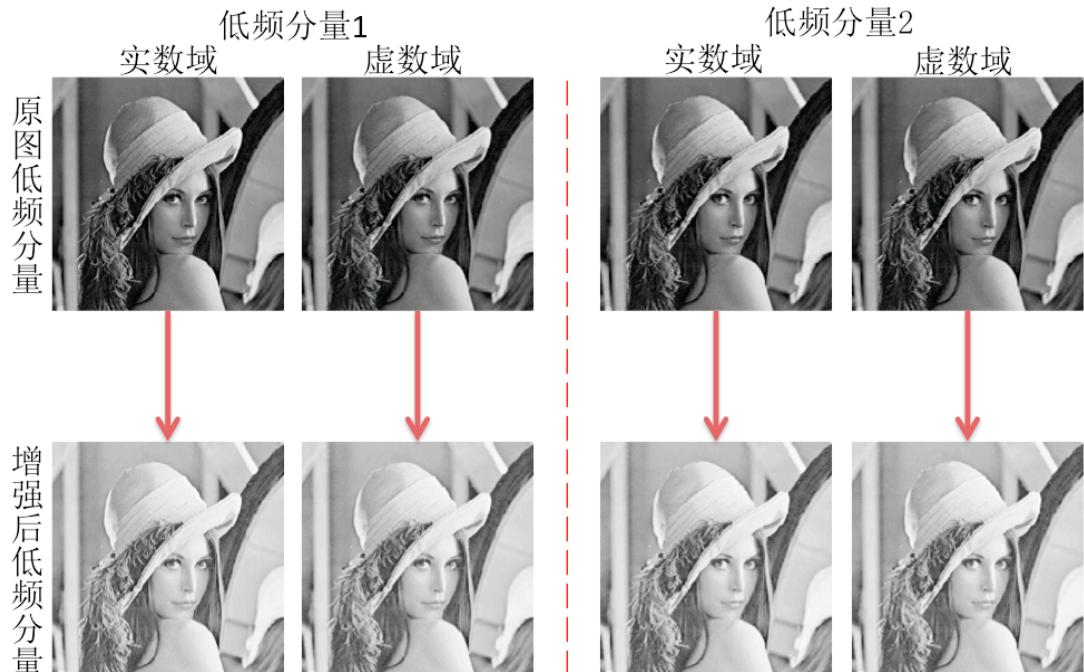


图 3.7 提出的低频信息处理方法效果

3.3.2 高频信息处理

通过双树复小波变换得到六个高频分量子图，由于高频分量子图主要包含了图像的边缘和纹理细节等信息，并且大多数图像噪声属于高频分量信息，因此该部分的任务是对图像进行去噪处理和边缘纹理的增强处理。图像中的噪声大多属于高频信息，即分布于图像的高频区域中，目前已有许多很优秀且应用广泛的图像去噪理论和方法，由于本文对图像进行了小波变换处理，因此选择采用小波阈值去噪方法 (Wavelet Shrinkage)

对分解得到的高频分量子图进行去噪处理。同时，由于图像具有不确定性因素（模糊性），因此可使用模糊集理论来处理图像。传统的图像信息增强方法，无论频域还是空间域处理均达不到很好解决全局、局部和计算量间的矛盾的效果，而模糊集理论自提出以来，经过发展和完善已广泛地应用于图像增强处理中。虽然该方法有着很好的增强效果，但是运算量大且时间复杂度较高。为了对高频信息进行较好的增强并且降低时间复杂度，本文引用一种模糊集理论的快速算法^[17]。同低频分量子图一样，双树复小波分解在高频部分亦产生实数分量和虚数分量，因此该部分需要处理六个复数域中的高频分量子图，简单地，每个低频分量均表示为 $W_I = w_I + i \cdot w'_I$ (w_I 为实数域高频分量， w' 为虚数域高频分量)。高频信息处理也分为两个步骤：去噪处理和增强处理。

(1) 高频信息去噪处理

小波阈值去噪方法（Wavelet Shrinkage）是广泛采用的小波去噪方法之一，该方法基于图像信息和噪声信息统计特性，即高频信息中绝对值较大的小波分量系数一般为图像边缘纹理信息，绝对值较小的小波分量系数可能为噪声信息，通过设定阈值来保留大于阈值的系数和舍弃小于阈值的系数，达到去噪的效果。这种方法不需要先验信息，属于非参数模型的抑制方法，算法稳定且简单高效，但是阈值的选取对图像的去噪效果影响很大。这里我们采用硬阈值的处理方法来对高频分量子图进行去噪处理：

$$\hat{w} = \begin{cases} sign(w) \cdot \sqrt{|w| - \lambda} & if |w| \geq \lambda \\ 0 & if |w| < \lambda \end{cases} \quad (3.12)$$

其中 λ 为设定的阈值，对于大于阈值的高频信息进行保留和处理，对于低于阈值的高频信息设置为 0。

(2) 高频信息增强处理

图像高频信息主要包含的是图像的边缘和细节纹理等信息，之前的高频信息去噪处理虽然已经对图像噪声进行了较好的抑制，但可能存在部分噪声没有得到很好的去除的情况。因此，这部分的高频信息增强方法也具有一定的噪声抑制功能。由于高频分量中绝对值相对较大的像素值一般代表图像的边缘纹理和细节信息，而绝对值相对较小的像素值可能包含有图像中的噪声信息，于是高频分量信息的增强处理可以采用改进的 Pal-King 模糊增强算法^[17]，在进行边缘、纹理增强的同时也能起到抑制噪声的作用。首先通过隶属度函数将高频分量子图转换到模糊集中：

$$P(x, y) = \sin \left[\frac{\pi}{2} \cdot \left(1 - \frac{W_{I_{\max}} - |W_I(x, y)|}{D} \right) \right] \quad (3.13)$$

其中， $W_{I_{\max}}$ 为高频分量子图各像素点的绝对值最大值， $|W_I(x,y)|$ 为 (x,y) 点处像素点绝对值，而 D 的取值范围为 $(W_{I_{\max}} - W_{I_{\min}}) \leq D < 2 \cdot (W_{I_{\max}} - W_{I_{\min}})$ ， D 为渡越点且它对图像的增强效果有很大的影响，因此选取合适的 D 值很重要，而使用最大类间方差算法（OTSU）^[18]能够较好的计算和确定最优的渡越点值。通过该转换可以得到高频分量子图的对应模糊集，且 $P(x,y) \in [0,1]$ 。

通过隶属度函数转换得到高频分量子图的模糊集之后，需要对其进行增强处理。使用公式 (3.14) 对模糊集进行转换：

$$P'(x,y) = \begin{cases} 2^{j-1} \cdot P(x,y)^j & 0 \leq P(x,y)^{j-1} < 0.5 \\ 1 - 2^{j-1} \cdot (1 - P(x,y))^j & 0.5 \leq P(x,y)^{j-1} < 1 \end{cases} \quad (3.14)$$

其中， j 是收敛速度控制参数， j 越大则收敛速度越快。最后再将增强后的模糊集转换到图像集：

$$W'_I(x,y) = W_{I_{\max}} \cdot (1 - 2 \cdot \sin^{-1}(P'(x,y)) / \pi) \quad (3.15)$$

其中 $W'_I(x,y)$ 为模糊增强后的高频分量，以上的增强能有效的抑制绝对值相对较小的像素值并增强绝对值相对较大的像素值。

3.4 后处理过程

3.4.1 双树复小波反变换及结果调整

经过 3.3 节的处理后得到增强后的图像低频分量和高频分量的小波系数，首先我们需要利用这些小波系数重构图像亮度通道 V 。由于双树复小波变换具有着近似的平移不变性、良好的方向选择性和具备完全重构的特性，经过反变换能够很好的避免因为分解和重构步骤造成的图像信息的损失并且最大限度的保持图像原本的性质。重构图像亮度通道之后，利用 SimplestColorBalance^[8] 方法对其进行直方图的拉伸和优化处理。该方法能有效的修正图像存在的曝光不足、光照不均和偏色等问题，并能很好的拉伸直方图调整图像的动态压缩范围。该方法首先建立图像像素点的统计直方图，然后从直方图中获取分位点并通过裁剪部分像素点来进行拉伸处理，最后利用仿射函数将图像映射回显示域中达到优化和增强处理的效果。

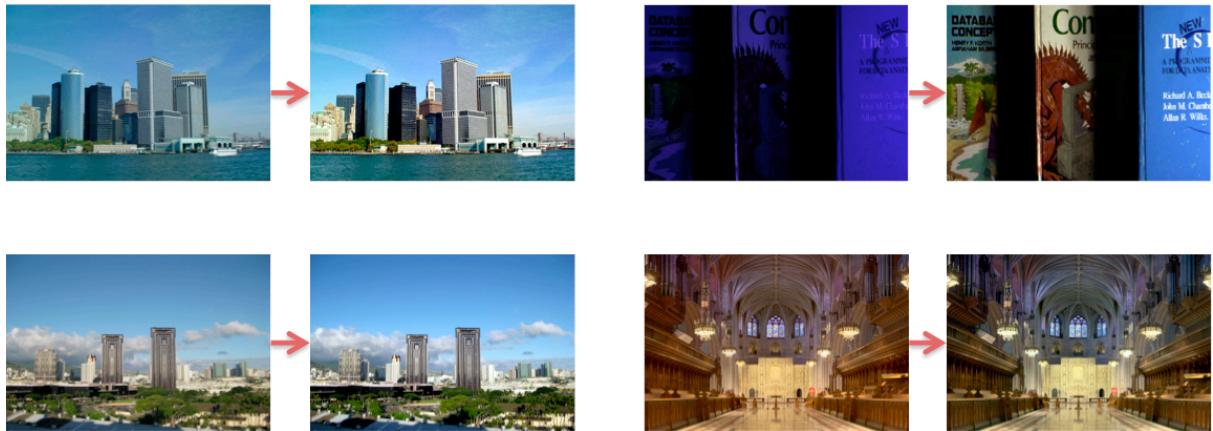


图 3.8 SimplestColorBalance 方法处理效果

3.4.2 HSV 图像转换到 RGB 颜色空间

重构亮度通道 V 之后,为了方便图像的显示以及用于其他特殊的应用,需要将 HSV 图像转换回 RGB 颜色空间。其具体转换方式如下^[15]:

$$(R, G, B) = (R' + m, G' + m, B' + m) \quad (3.16)$$

其中, $m = V - C$, C 由 $C = VS$ 得到且 (R', G', B') 的定义为:

$$(R', G', B') = \begin{cases} (C, X, 0) & \text{if } 0 \leq H < 1, \\ (X, C, 0) & \text{if } 1 \leq H < 2, \\ (0, C, X) & \text{if } 2 \leq H < 3, \\ (0, X, C) & \text{if } 3 \leq H < 4, \\ (X, 0, C) & \text{if } 4 \leq H < 5, \\ (C, 0, X) & \text{if } 5 \leq H < 6, \\ (0, 0, 0) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.17)$$

其中, $X = C(1 - |(H \bmod 2)|)$ 。

3.5 算法总结

本文提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进算法的步骤如下:

- 对于彩色图像, 将输入图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间, 色调 (Hue) 通道和饱和度 (Saturation) 通道保持不变, 只对亮度 (Value) 通道进行接下来的图像分解和增强去噪处理。对于灰度图像, 跳过该步骤, 直接进行下一步处理。
- 对图像亮度通道 (或灰度图像) 进行双树复小波变换, 通过一层分解得到两个复数域中的低频分量和六个复数域中的高频分量。

3. 对双树复小波分解得到的低频分量应用导向滤波器近似估计和去除照度分量并引入对比度增强因子和自适应非线性补偿因子对分离得到的反射系数进行整体亮度和对比度的增强优化处理。
4. 对双树复小波变换分解得到的高频分量应用小波阈值去噪方法 (Wavelet Shrinkage) 和改进的 Pal-King 模糊增强方法进行增强处理来优化提升图像的边缘和纹理细节信息。
5. 应用双树复小波反变换将经过上两个步骤处理得到的各分量系数重构，得到增强后的图像亮度通道。
6. 使用 SimplestColorBalance 方法对增强后的亮度通道进行直方图拉伸优化处理。
7. 将最终处理得到的图像亮度通道与色调通道、饱和度通道合成得到新的 HSV 颜色空间图像，再将新的 HSV 颜色空间图像转换到 RGB 颜色空间。

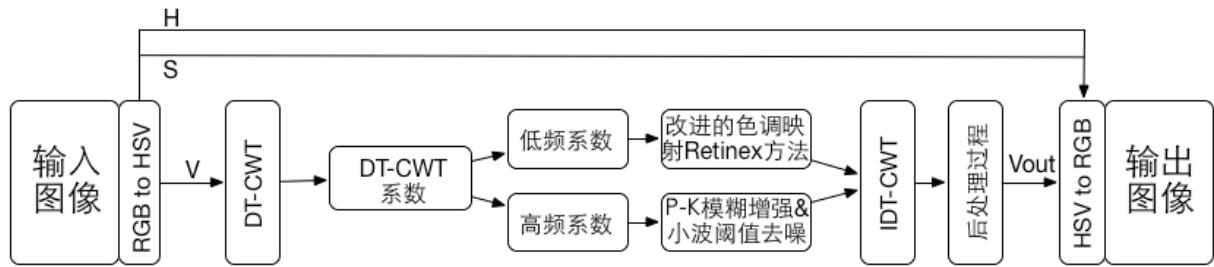


图 3.9 本文算法流程图

4 实验结果及分析

本章主要展示提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进方法的实验结果，并与其他相关的图像增强方法进行比较和分析，来证明提出的方法对低照度和非均匀光照下的降质图像进行增强和清晰化处理的有效性和较好的表现。本章首先介绍了广泛应用于图像增强效果评价的几种分析和评价指标。其次对提出的方法和用于比较的方法进行简单的描述并给出实验中每个方法所设定的参数。最后给出各种方法对降质图像的增强效果图并进行说明和比较，并展示增强后各图像的客观评价数据。

4.1 图像增强效果评价指标

降质图像的增强效果通过主观评价方法，即人眼观测评判，可以达到较准确的评价结果。但是主观评价方法只能从视觉效果上反映增强图像的优劣，并不能全面的反映出增强后图像的各项指标信息，如整体亮度，边缘纹理信息，视觉保真度等信息。因此还需要对增强后图像进行客观评价。针对本文所使用的图像集（一类是没有参考图像的降质图像集，一类是有参考图像的图像集），将客观评价标准分为两种方式：第一种是针对没有参考图像的基本信息评价指标，包括图像灰度均值（Mean）、图像标准方差（Standard Deviation）、图像平均梯度（Mean Gradient）和图像的统计直方图；第二种是针对有参考图像的综合评价指标，包括峰值信噪比（Peak Signal-Noise Ratio, PSNR）、结构相似度指标^[20]（SSIM）、特征相似度指标^[21]（FSIM）以及视觉信息保真度指标^[22]（VIF）。

4.1.1 图像基本信息评价指标

图像灰度均值和标准方差是对图像最基本也是最广泛的评价方法，能较好的反映图像的亮度和对比度信息。其中，图像灰度均值反映了图像的整体亮度大小，且均值越大亮度越高；而图像标准方差反映了图像的高频信息部分，且标准方差越大图像的对比度越高，色彩越趋向于更加鲜艳。同时，Jobson et al.通过对大量图像的统计和分析指出^[19]：当图像的灰度均值在 100~200 之间且标准方差在 35~80 之间时图像的整体质量表现得更好。图像灰度均值和标准方差的计算公式如下：

$$Mean = \frac{1}{M \times N} \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j), \sigma^2 = \frac{1}{M \times N} \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i, j) - Mean]^2 \quad (4.1)$$

其中， $Mean$ 和 σ^2 分别表示图像的灰度均值和标准方差， M 和 N 表示图像的尺寸大小。而图像的平均梯度反映了图像中的微小细节反差变化的速率，即图像在多维方向

上密度变化的速率，可以较好的表征纹理变换的特征和衡量图像的清晰化程度。平均梯度的计算公式如下：

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[f(i,j) - f(i+1,j)]^2 + [f(i,j) - f(i,j+1)]^2}{2}} \quad (4.2)$$

其中， \bar{g} 表示所求平均梯度值， M 和 N 表示图像的尺寸大小， $f(i,j)$ 表示图像的像素点。图像的统计直方图则能直观的反映出图像的整体动态压缩范围，直方图在显示域中分布越均匀的图像通常会有更好的表现。

4.1.2 图像综合评价指标

由于有参考图像集中的参考图像均为无损失的高质量的图像，因此结构相似度（Structure Similarity Index, SSIM）、特征相似度（Feature Similarity Index, FSIM）和视觉信息保真度（Visual Information Fidelity, VIF）图像质量评价指标可被用于衡量参照图像和恢复图像间的相似度从而评判算法对降质图像的恢复效果，而 PSNR 则用于评判图像的噪声抑制水平。

峰值信噪比（Peak Signal-Noise Ratio, PSNR）是用来衡量图像的失真程度和噪声水平的标准，且 PSNR 的值越大则图像的质量越好。

$$PSNR = 10 \times \log \left(\frac{255^2}{MSE} \right), \text{ where, } MSE = \frac{\sum_{n=1}^{Framesize} (I^n - P^n)^2}{Framesize} \quad (4.3)$$

结构相似度指标^[20]是用来衡量参照图像 A 和增强图像 B 之间的相似度的方法，它将单一的图像指标进行结合来达到综合评价增强图像恢复效果的目的。SSIM 将图像的失真建模为照度、对比度和结构成分这三个不同的因素的组合：

$$SSIM(A, B) = \left(\frac{2\mu_A\mu_B}{\mu_A^2 + \mu_B^2} \right)^\alpha \left(\frac{2\sigma_A\sigma_B}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2} \right)^\beta \left(\frac{\sigma_{AB}}{\sigma_A\sigma_B} \right)^\gamma \quad (4.4)$$

其中， $\mu_A = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N A_n$ 表示图像的灰度均值， $\sigma_A = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (A_n - \mu_A)^2}$ 表示图像的标淮方差，而 $\sigma_{AB} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (A_n - \mu_A)(B_n - \mu_B)$ 表示两幅图像的协方差。参数 α 、 β 、 γ 用来控制三个因素的权重，且权重之和为 1。SSIM 的值域为 $[0,1]$ ，且值越大则两幅图像的相似度越高。

特征相似度指标^[21]是结构相似度指标的补充，SSIM 是基于像素点到结构的方法来评价图像的质量，而 FSIM 是基于人类视觉系统主要从低层特征来理解图像这一方面来

进行图像质量评价。因此，FSIM 将相位一致性（Phase Congruency, PC）和图像梯度量级（Gradient Magnitude, GM）做为主要和次要特征来评价图像恢复效果。FISM 的值域也为[0,1]，且值越大表示两幅图像的相似度越高。

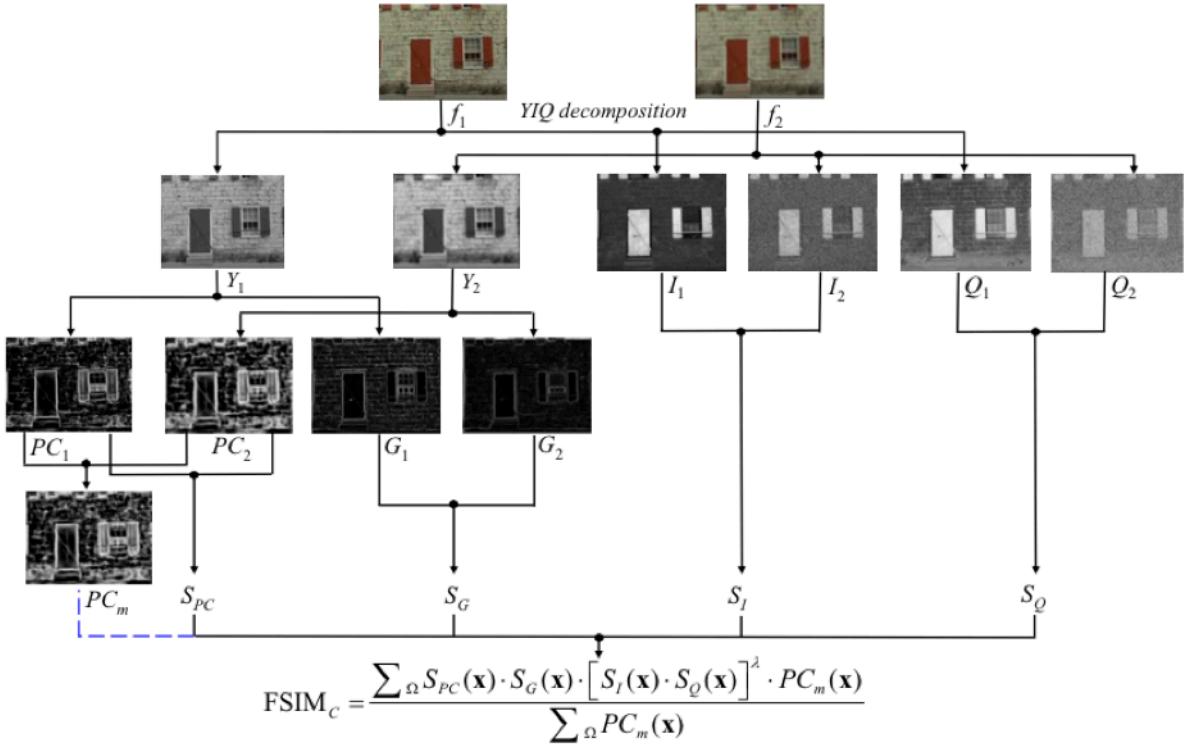


图 4.1 特征相似度指标求解流程

视觉信息保真度指标^[22]是通过量化参考图像 C 和恢复图像 F 所包含的信息之间的互信息的方式来计算和评判图像的恢复效果。其值域也为[0,1]，同样地，值越大表示恢复图像相较于参考图像的视觉信息保真度越高。

$$VIF = \frac{\sum_{j \in \text{channels}} I(\vec{C}^{N,j}; \vec{F}^{N,j} | s^{N,j})}{\sum_{j \in \text{channels}} I(\vec{C}^{N,j}; \vec{E}^{N,j} | s^{N,j})} \quad (4.5)$$

其中 E 被定义为人类视觉系统感知到的特定通道的图像。

4.2 测试的图像增强方法及参数设定

本文引入多种图像增强方法来对降质图像进行增强并和本文提出的基于 Retinex 模型的图像增强方法进行比较。这些方法主要分为四类：经典的 Retinex 图像增强方法、

基于色调映射的 Retinex 增强方法、基于变分模型的 Retinex 增强方法和基于直方图均衡化的增强方法。

经典的 Retinex 图像增强算法中，单尺度 Retinex 算法的高斯低通滤波尺度设置为 80^[3]；多尺度 Retinex 算法的三个高斯低通滤波尺度分别设置为 15, 80 和 250^[4]；带色彩恢复的多尺度 Retinex 的滤波尺度与 MSR 相同，其色彩恢复函数的参数 α 和 β 分别设置为 125 和 46，增益 / 补偿系数 G 和 b 分别设置为 30 和 -6^[5]；色度保持的多尺度 Retinex 同样使用和 MSR 相同的滤波尺度，其使用的 SimplestColorBalance 方法的直方图两端像素裁剪比率均设置为 1.5%^[10]。由于 MSR 相对于 SSR 在增强效果上更佳，在结果的讨论和分析中不再对 SSR 进行讨论。

基于色调映射的 Retinex 算法中，自适应局部色调映射 Retinex 算法(ALTM Retinex)的导向滤波器滤波半径设定为 10, eps 设为 0.01，对比度控制参数设为 36，非线性控制参数设为 10^[9]；子带分解多尺度 Retinex 的局部色调映射算法（LTM SD-MSR）的导向滤波器对三个子带的滤波半径和 eps 分别为 5 和 0.01、10 和 0.04、20 和 0.16, $mlog$ 函数中的阈值 θ 和线性度控制参数 w_l 分别设为 128 和 25^[12]。

基于变分模型的 Retinex 方法中，本文只引入一种方法进行比较和分析，即一种新的基于 Retinex 的照度调整图像增强方法（Novel Retinex）^[11]，该算法中高斯低通滤波尺度设置为 80，变分模型中的 α 、 β 和 γ 参数分别设置为 10, 0.1 和 0.001，迭代次数设置为 4~8 次，Sigmoid 函数的收缩参数 a 设为 10。

基于直方图均衡化的方法中，本文引入经典的直方图均衡化算法（HE），限制对比度自适应直方图均衡化算法^[23](CLAHE)和亮度保持的动态模糊直方图均衡化算法^[24]（BPDFHE）这两种方法进行分析和比较。由于 BPDFHE 对图像的恢复效果要优于 CLAHE，因此在数据比较分析中更加关注 BPDFHE 的处理效果。

本文提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进算法（Proposed）中，双树复小波变换采用一层分解方式；低频信息处理步骤中的导向滤波器滤波半径为 5, eps 为 0.02，导向图使用最大值滤波得到，对比度控制参数设置为 45，增益参数和收缩参数分别设为 1.5 和 1.2，非线性控制参数设为 15；高频信息处理步骤中的小波阈值去噪的阈值设置为像素最大值的 20%，模糊增强的渡越点 D 设为 $(W_{I_{\max}} - W_{I_{\min}})$ ，收敛速度控制参数 j 设为 1.75；SimplestColorBalance 方法对图像直方图两端像素裁剪比例设置为 0.1% 和 2%。

4.3 结果的讨论和分析

4.3.1 无参考图像集处理结果及分析

这一节展示相关图像增强算法和本文提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进算法对降质图像的处理效果，并给出各种算法的增强图像的统计直方图以及基本的客观评价参数：灰度均值、标准方差和平均梯度。需要提到的是，所使用的算法的参数均按照上一节所总结和描述的参数。

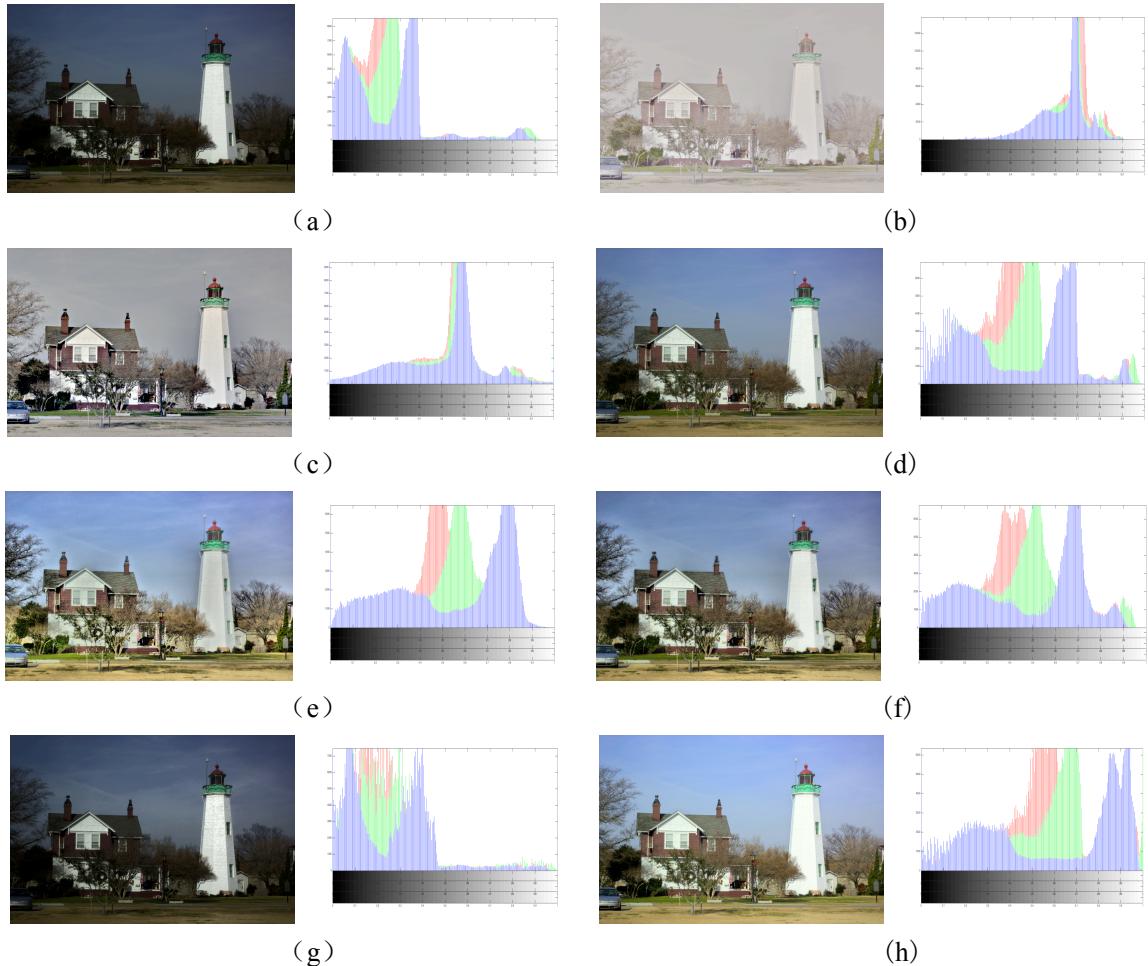


图 4.2 Lighthouse 的增强效果比较，左：图像，右：统计直方图。（a）原图，（b）MSR，（c）MSRCR，
（d）ALTM Retinex，（e）LTM SD-MSR，（f）Novel Retinex （g）BPDFHE，（h）本文算法

如图 4.2 是不同方法对 Lighthouse 图片进行处理的结果，从视觉效果上来看，MSR 和 MSRCR 增强的图像有色彩失真且统计直方图趋向于 RGB 三个通道重合；ALTM Retinex 算法对图像的色彩恢复效果较好，且统计直方图有较好的提升，但是对暗区的

增强不太明显；LTM SD-MSR 算法对图像的细节增强明显，色彩恢复效果也较好，但是有很明显的光晕现象且噪声被放大了；Novel Retinex 算法色彩恢复和暗区增强均较好，但是对天空区域增强不好且有部分光晕现象；BPDFHE 算法对图像的恢复效果较差；提出的算法有效抑制噪声和光晕现象的同时对图像的整体亮度和色彩的恢复均取得了较好的结果，但是从统计直方图上看，部分像素出现了饱和现象。

表 4.1 各种方法对 Liahthouse 图像增强后数据比较

Liahthouse	灰度均值	标准方差	平均梯度
原图	57. 6014	42. 9248	3. 9056
MSR	168. 8643	23. 6414	4. 8053
MSRCR	128. 4437	48. 9619	9. 6080
ALTM Retinex	103. 9437	51. 8382	6. 0666
LTM SD-MSR	131. 5404	51. 8726	10. 6994
Novel Retinex	116. 0386	53. 8015	9. 1084
BPDFHE	60. 2262	44. 9108	4. 6897
本文算法	139. 5296	60. 9617	7. 4241

表 4.1 是对上图的信息补充，该表列出了增强图像的灰度均值、标准方差和平均梯度。其中灰度均值越大表示图像整体亮度越大，而标准方差越大表示图像的细节纹理和对比度更加丰富，平均梯度越大表示图像的边缘越明显。

从表 4.2 和 4.3 以及图 4.3 和图 4.4 中也能得到类似的结果。其中，表 4.2 和图 4.3 是对 Horses 图像的增强效果比较，表 4.2 和图 4.4 是对 Whitehouse 图像的增强效果比较且对 Whitehouse 的局部区域进行方法比较各种算法对图像边缘和纹理细节增强的效果。

表 4.2 各种方法对 Horses 图像增强后数据比较

Horses	灰度均值	标准方差	平均梯度
原图	76. 9868	73. 2110	2. 1968
MSR	168. 7924	43. 6577	8. 6436
MSRCR	128. 2783	49. 8315	8. 1433
ALTM Retinex	121. 8805	98. 6187	4. 9912
LTM SD-MSR	111. 9876	70. 0368	11. 0183
Novel Retinex	111. 6724	85. 3377	5. 8515
BPDFHE	84. 3267	68. 9164	3. 1791
本文算法	131. 7279	75. 7391	5. 6075

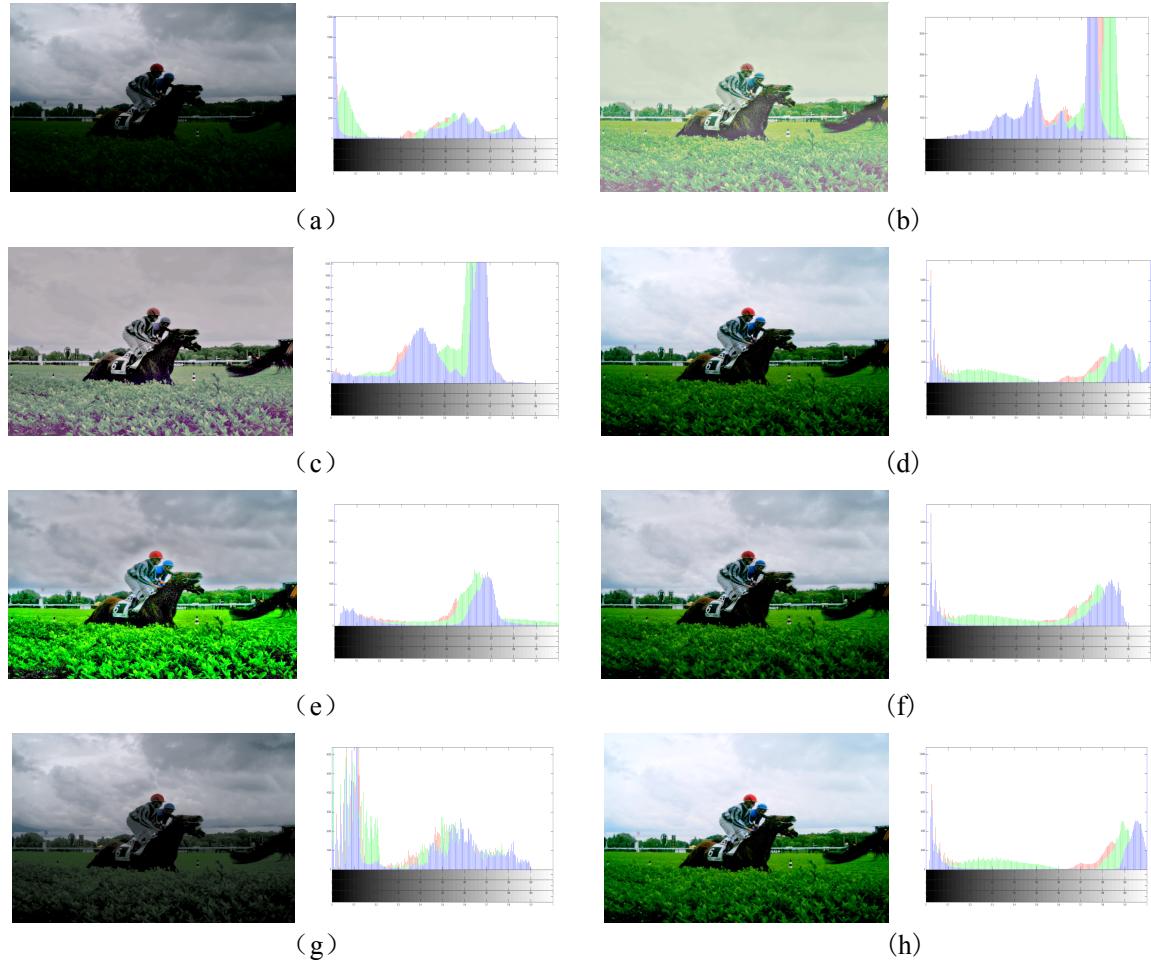


图 4.3 Horses 的增强效果比较, 左: 图像, 右: 统计直方图。 (a) 原图, (b) MSR, (c) MSRCR, (d) ALTM Retinex, (e) LTM SD-MSR, (f) Novel Retinex (g) BPDFHE, (h) 本文算法

表 4.3 各种方法对 Whitehouse 图像增强后数据比较

Whitehouse	灰度均值	标准方差	平均梯度
原图	56.5991	61.0166	8.6996
MSR	162.6473	37.4345	11.2321
MSRCR	127.6969	51.5059	14.5548
ALTM Retinex	95.6739	68.3472	12.6953
LTM SD-MSR	113.1351	60.2952	19.6464
Novel Retinex	101.7681	67.5887	16.7589
BPDFHE	62.1447	59.5215	9.3152
本文算法	118.4621	65.6169	14.9741

同样地可以发现，MSR 和 MSRCR 算法对图像增强后出现色彩失真现象和产生较为严重地光晕现象，统计直方图分布也并不优化，动态压缩范围变窄；而 LTM SD-MSR 算法出现过度增强现象，草坪部分过度增强而产生较为严重地失真，天空区域又几乎未得到增强，导致天空和草坪交接处出现光晕现象；相比较而言，ALTM Retinex 算法、Novel Retinex 算法和提出地算法对图像的增强效果较好，且统计直方图拉伸效果也更加明显。而表格中各项数据也反映出了类似的结果。

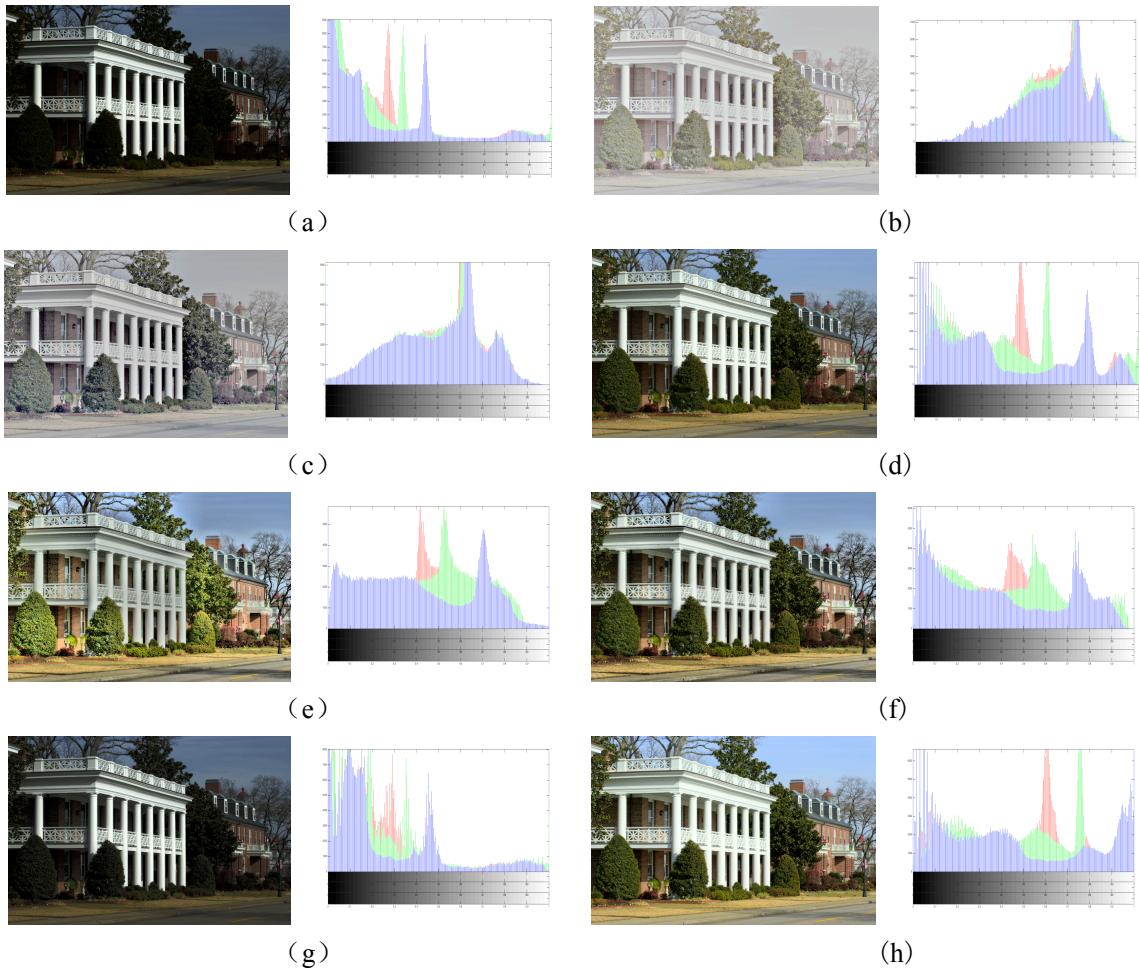


图 4.4 Whitehouse 的增强效果比较，左：图像，右：统计直方图。(a) 原图，(b) MSR，(c) MSRCR，(d) ALTM Retinex，(e) LTM SD-MSR，(f) Novel Retinex (g) BPDFHE，(h) 本文算法

图 4.5 展示了各种图像增强方法对 Whitehouse 进行处理后的局部细节信息，原图由于过低的亮度使得细节部分几乎不可见，通过使用不同方法进行增强后，使图像这部分的细节显现出来。其中，MSR 和 MSRCR 的细节呈现较好，但是图像的色调偏粉红色，这是由于色调失真造成的，同时可以发现 MSR 中树丛部分像素有失真现象；ALTM

Retinex 对图像整体亮度的提升和色调的保持上都比较好，细节呈现也较为突出；LTM SD-MSR 中整体亮度相对偏暗，但是在较暗的情况下也很好的反映出了图像的细节，表明了该算法对细节增强的优越性，但是色调也有部分失真；Novel Retinex 虽然也很好的突出了图像的细节信息，但是产生了较为严重的光晕现象；BPDFHE 对图像仅有略微的增强，效果不明显；而本文提出的算法对图像整体亮度的提升在比较的算法中是最佳的，并且对图像细节的突出也做到了较好的呈现。

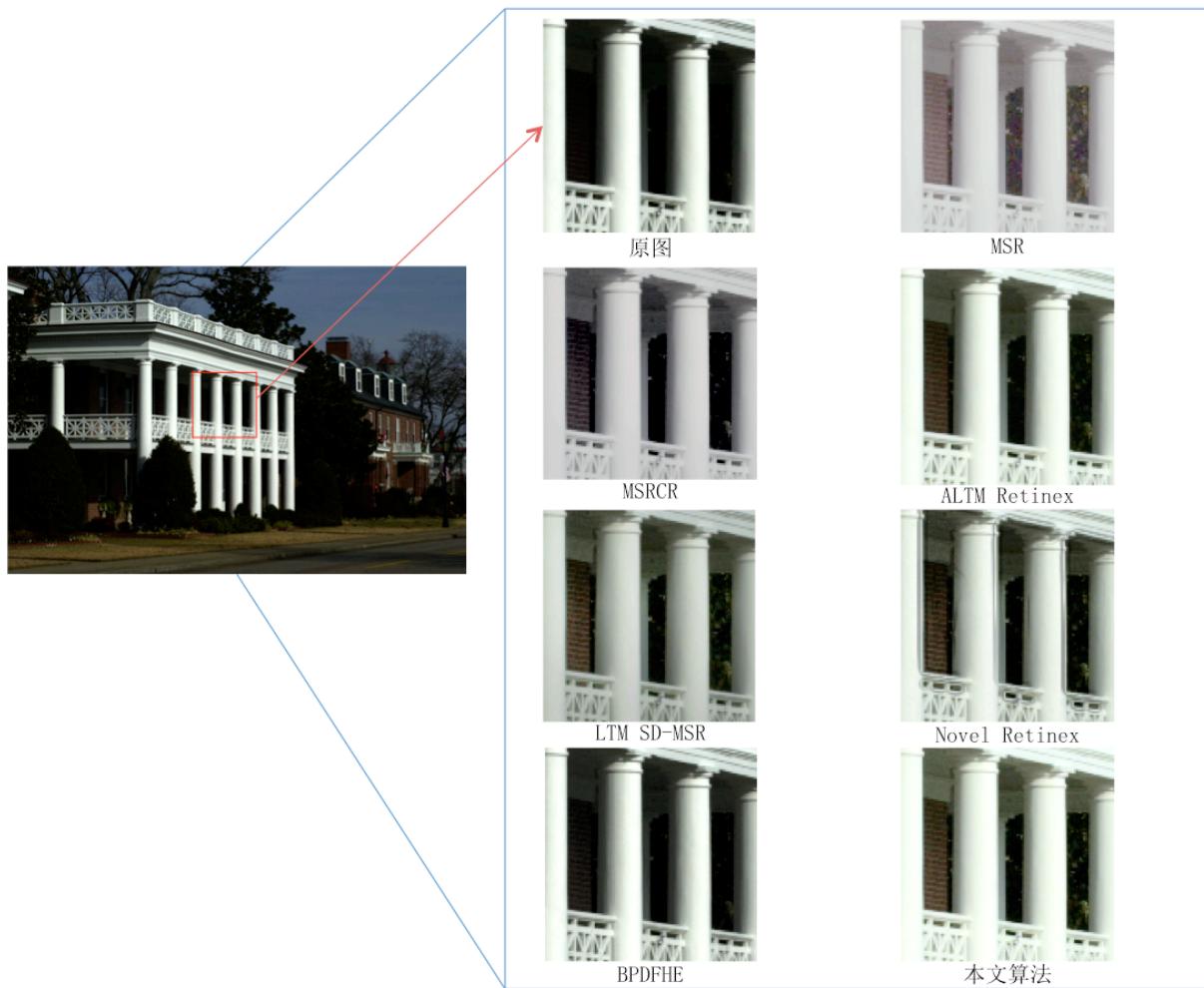


图 4.5 Whitehouse 图像局部细节增强效果比较

以下的图 4.6 至图 4.9 展示了其他一些图像使用不同方法的增强效果。

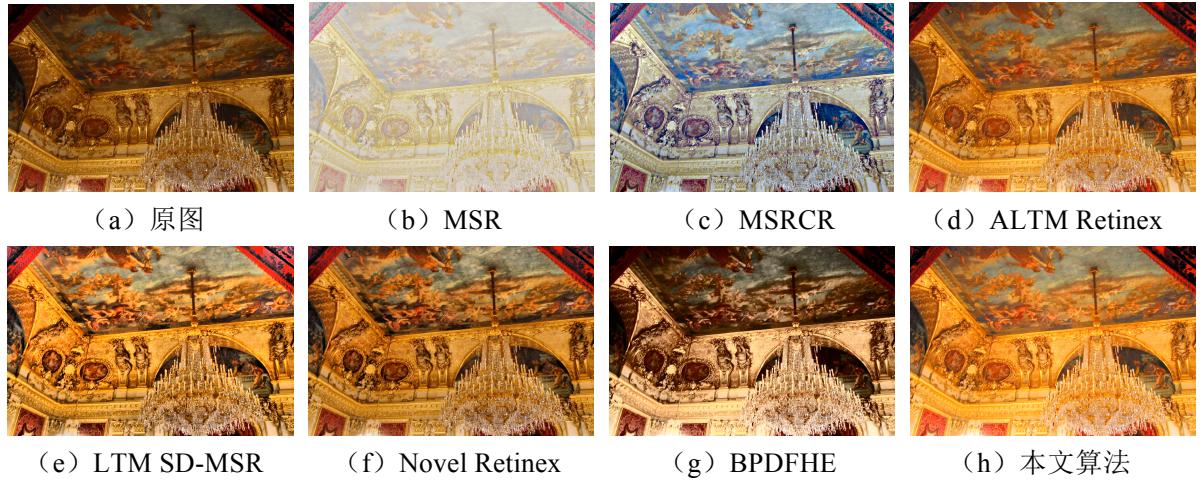


图 4.6 Ceiling 图像使用不同方法的增强效果

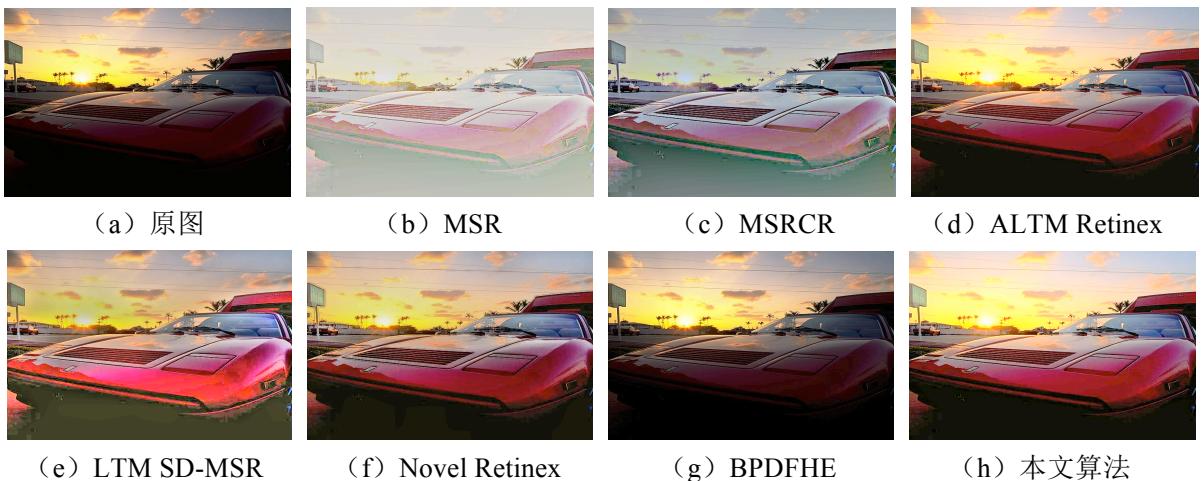


图 4.7 Ferrari 图像使用不同方法的增强效果

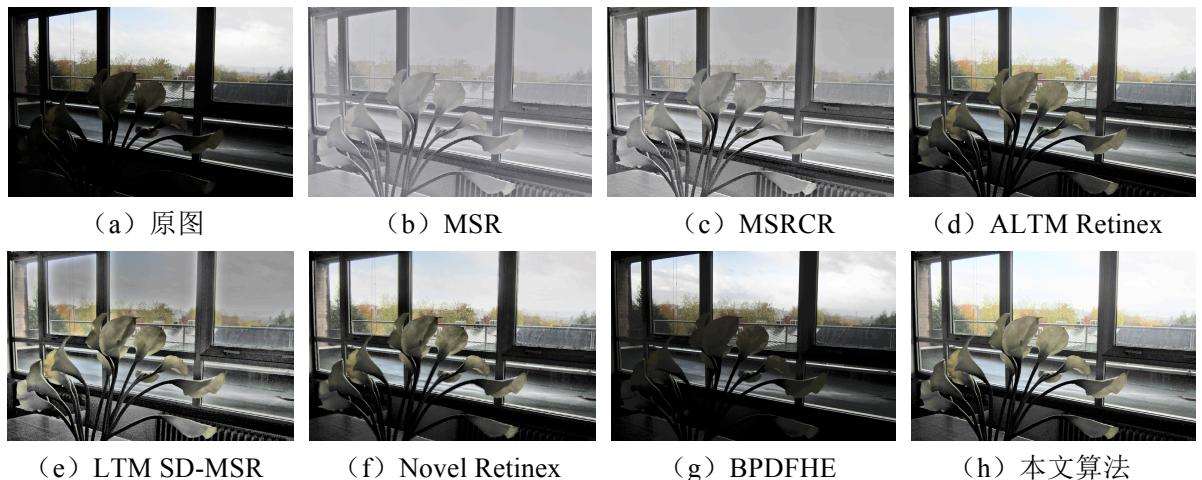


图 4.8 Iris 图像使用不同方法的增强效果

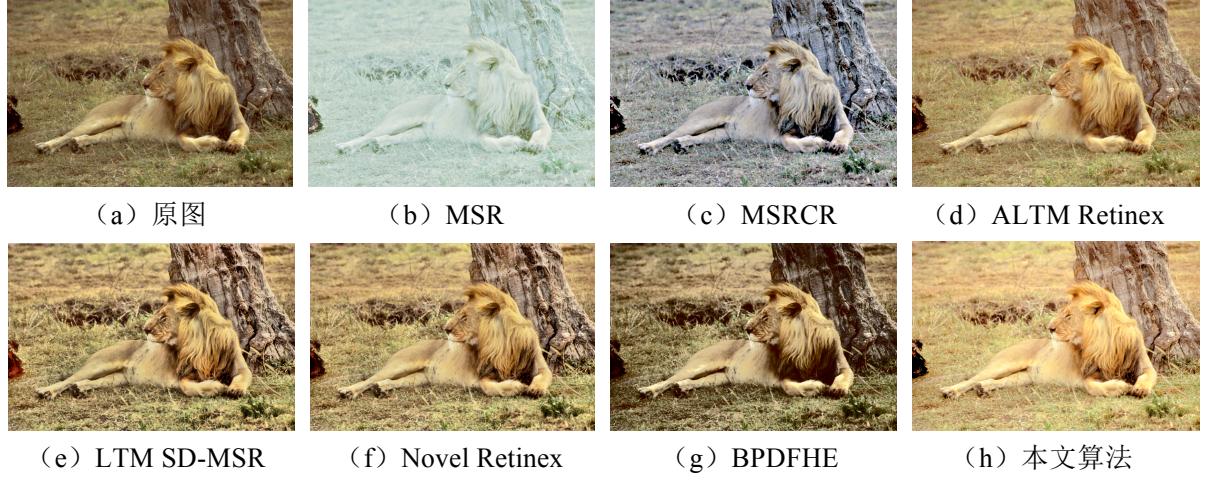


图 4.9 Lion 图像使用不同方法的增强效果

4.3.2 有参考图像集处理结果及分析

这一节将展示有参考图像集的处理结果，并分析参与测试的算法的增强效果以及与本文提出算法的比较。

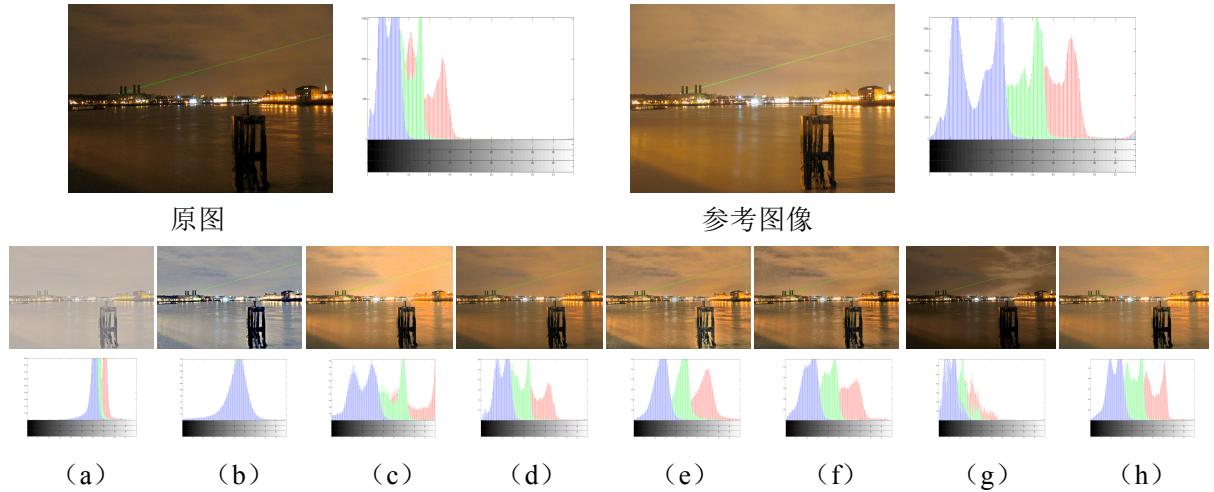


图 4.10 Greenwich, 图像旁为该图的统计直方图。 (a) MSR, (b) MSRCR, (c) MSRCP, (d) ALTM Retinex, (e) LTM SD-MSR, (f) Novel Retinex, (g) BPDFHE, (h) 本文算法

如图 4.10 所示，待处理图像和参考图像来自 Aram et al. 的图像数据集中的 Greenwich 图片，图中展示了七种前人所做的图像增强算法对 Greenwich 的增强效果以及本文提出算法的增强效果，并且给出每幅图像对应的 R、G、B 三个通道的统计直方图。不难发现，原图整体亮度偏暗且统计直方图偏低；增强图像中，MSR 和 MSRCR 的三个通道

的直方图趋向于重合且近似于正态分布，这与原图的直方图分布差异较大，主观判断上图像的色调也产生失真；MSRCP 的整体亮度偏大，从直方图发现 R 通道中部分像素值已趋近于饱和；ALTM Retinex 对图像有较好的恢复，统计直方图保持了与原图近似的性质，但从视觉效果和直方图来看，与参考图像相比该方法增强后的图像整体亮度值也相对偏低；LTM SD-MSR 和 Novel Retinex 对图像的边缘和纹理信息有较好的增强，但是它们同时会放大图像噪声，使得图像看起来不太真实；BPDFHE 则对图像几乎没有实质性的增强；而本文提出的算法从视觉效果和统计直方图均可发现对图像起到了更好的恢复，所得结果与参考图像也最为接近。

如表 4.4 所示，提出的算法对图像增强后的灰度均值与参考图像最接近，PSNR 在所有的方法中也是最高的，表示提出的算法对噪声的抑制在这些算法中是最好的，而 SSIM 为 0.9002 在所有算法中最高且是唯一的大于 0.9 的算法，从这些客观评价标准的数据中能够得出提出的算法相较于其他的算法对图像有更好的恢复效果。而 Novel Retinex 方法的恢复图像的标准方差与参考图像最接近，MSR 的平均梯度与参考图像最接近和 ALTM Retinex 的 FSIM 与参考图像最接近。

表 4.4 Greenwich 图像在不同算法处理下的增强图像的客观效果评价数据

Greenwich	灰度均值	标准方差	平均梯度	PSNR	SSIM	FSIM
原图	46.7277	24.8430	3.1127	12.2302	0.5163	0.8665
参考图像	102.2133	35.2322	3.4310	∞	1.0000	1.0000
MSR	165.286	16.2178	3.7304	10.6795	0.4352	0.8341
MSRCR	129.3616	39.0886	10.1308	12.9783	0.0720	0.7821
MSRCP	130.4726	46.7401	6.0327	15.6948	0.8293	0.8282
ALTM Retinex	88.1237	31.2480	4.7683	20.052	0.8742	0.8779
LTM SDMSR	112.0104	29.8780	7.7144	17.8242	0.8599	0.7858
Novel Retinex	97.0689	31.4988	6.7328	19.7266	0.8673	0.8076
BPDFHE	51.1707	27.6535	4.2526	12.8359	0.5431	0.8453
本文算法	103.1571	29.6810	4.5504	21.4841	0.9002	0.8601

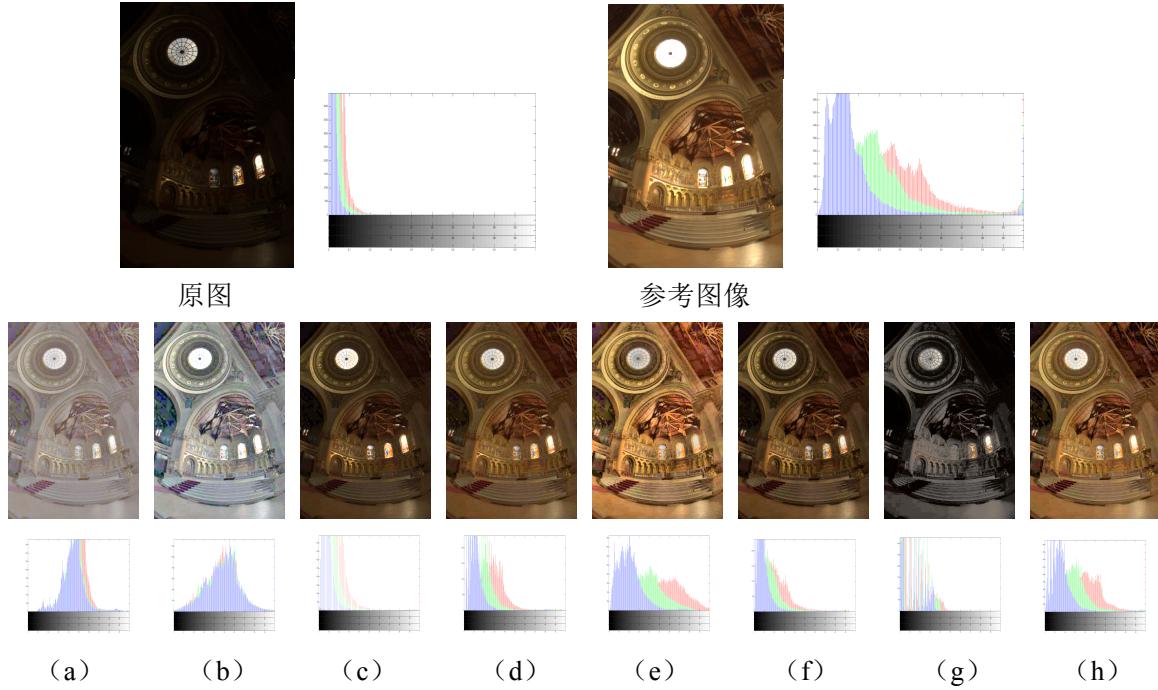


图 4.11 Memorial, 图像旁为该图的统计直方图。 (a) MSR, (b) MSRCR, (c) MSRPC, (d) ALTM Retinex, (e) LTM SD-MSR, (f) Novel Retinex, (g) BPDFHE, (h) 本文算法

表 4.5 Memorial 图像在不同算法处理下的增强图像的客观效果评价数据

Memorial	灰度均值	标准方差	平均梯度	PSNR	SSIM	FSIM	VIF
原图	13.0519	20.7220	2.5506	10.8351	0.1108	0.6126	0.2116
参考图像	73.7673	47.2023	9.5769	∞	1.0000	1.0000	1.0000
MSR	120.7640	25.9006	8.4239	12.8166	0.4472	0.8230	0.3808
MSRCR	125.9289	46.1881	15.0131	12.0913	0.2573	0.8208	0.4511
MSRPC	37.9986	33.7608	5.6733	15.2416	0.5895	0.8292	0.4048
ALTM Retinex	53.6377	31.2683	7.2679	18.6289	0.8620	0.8712	0.4443
LTM SDMSR	91.9380	42.7291	15.1935	16.7987	0.7713	0.7963	0.4245
Novel Retinex	43.2092	31.7462	7.3950	16.5513	0.7268	0.8849	0.4566
BPDFHE	37.2639	34.6289	8.0958	14.4032	0.2851	0.7874	0.3158
本文算法	73.4926	40.8972	8.1775	24.1355	0.9170	0.9050	0.5646

如图 4.11 是对另一个图像集中的 Memorial 图像的增强效果。同理可以从中分析得到每个算法对图像的增强效果的差异和优劣。不难发现，提出的算法从直方图和主观视觉评价上来看相对于其他图像增强的算法同样更加出色，对图像的恢复效果更优秀，更

加详细的客观信息见表 4.5。同样的从表 4.5 中能够清晰的得到，除了标准方差和平均梯度，提出的算法在灰度均值、PSNR、SSIM、FSIM 和 VIF 这几个指标中均是最高的，这客观的反映出了提出的算法对图像增强和恢复的优势，即提出的算法能够恢复图像到降质前的原本状态更接近的程度。其他的算法也各有优劣，这些算法都对图像起到了较好的增强效果，虽然 MSR 和 MSRCR 在色调和直方图相似性的保持上较差。

总的来说，通过之前的比较和分析，可以得出提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进算法整体上对降质图像的恢复和增强效果最佳，且能够最接近的将降质图像恢复到降质前到原本状态。通过实验，证明了提出的算法对低照度图像、照度不均图像以及其他一些降质图像有着优秀的恢复效果，也证明了提出的算法是成功的。

4.4 不足之处与局限性

虽然本文提出的方法对图像的增强去噪效果起到了很好的效果，但是同时也存在着一些不足之处。首先，提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进方法采用了双树复小波变换及重构，虽然双树复小波变换相对与小波变换能更好的满足平移性和方向选择性且能最大程度的保持图像原有的信息，但是由于对分解后的高频分量和低频分量采取了不同的处理方式，且每种处理方式均会一定程度上对图像信息造成损失，因此，重构和恢复后的图像在一些局部细节上会出现失真或者是微小的块效应，使得图像整体视觉效果达不到参考图像那样真实。

其次，双树复小波变换对图像进行分解操作的时间复杂度约为普通离散小波变换的四倍，同时分解后的低频分量以及高频分量子图的数量也多于普通离散小波变换分解得到的子图数量，这使得提出的图像增强方法整体上消耗的运算时间更多，且对于尺寸较大的图像来说，处理速度相对较慢。而且由于本文提出的方法对于噪声的抑制仅简单的采用了小波硬阈值去噪方法，并未使用效果更加优越的基于先验知识的去噪方法，使得对高频分量进行去噪处理的同时会一定程度上的损失高频分量的一些细节信息。

此外，本文提出的基于 Retinex 模型的图像增强方法的应用范围也相对局限。本文提出的方法仅针对低照度图像和不均匀光照的图像进行了清晰化、恢复和增强去噪处理，虽然对这些图像的处理取得了很好的效果，但是该方法在其他图像处理方面的表现则较差，如在图像去雾方面，本文方法并未引入雾天的大气退化模型，因此对薄雾图像有较好的恢复效果，而对于浓雾图像则表现出较差的恢复效果。同时，对于噪声影响较大的图像，本文提出方法的恢复和增强效果也相对较差。

结 论

图像增强任务是对降质图像进行恢复和清晰化处理，图像深度分析的预处理阶段。到目前为止，图像增强已经广泛应用于各个领域之中。其中，基于 Retinex 理论的图像增强算法由于其出色的图像增强效果，得到了完善的发展和广泛的认可。

本文在对前人所做的基于 Retinex 理论的图像增强算法的分析和学习之后，提出了一种基于 Retinex 模型的图像增强改进算法，首先将图像转换到 HSV 空间，然后对亮度通道进行双树复小波分解，再针对低频信息和高频信息的特点分别进行增强去噪处理，对低频信息应用改进的基于 Retinex 理论的自适应局部色调映射方法，对高频信息采用小波阈值去噪和模糊增强方法，之后重构增强后的亮度通道并进行直方图优化，最后转换回 RGB 空间。

本文对提出的算法进行了实验和验证，并将其与前人所做的工作进行比较和分析。在比较中发现，提出的算法对降质图像的增强恢复效果整体上优于前人提出算法的处理效果，提出算法虽然对部分图像的增强出现略微的饱和现象，但是通过该算法增强后的图像的动态压缩范围和色调都得到了很好的提升，并且与参考图像进行比较，其灰度均值、结构相似度、特征相似度和视觉信息保真度均是最高的或者是保持一个较高的水平，这表明提出的算法所恢复的图像与参考图像最为接近。同时其峰值信噪比也是最大的，表明相比其他的图像增强算法，提出的算法能够更加有效的抑制图像的噪声。

最终，通过大量的实验和数据分析处理可以得出，本文提出的基于 Retinex 模型的图像增强改进算法对低照度、非均匀光照等降质图像能取得更好的增强和恢复效果，证明了本文提出算法在处理图像增强问题上的优越性。

参 考 文 献

- [1] E. H. Land and J. J. McCann, Lightness and the retinex theory[J]. Opt. Soc. Amer., 1971, 61(1):1 - 11.
- [2] E. H. Land. The retinex theory of color vision[J]. Sci. Amer., 1977, 237(6):108 - 128.
- [3] Jobson D J, Rahman Z U, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 1997, 6(3):451-462.
- [4] Rahman Z U, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale retinex for color image enhancement[C]. Image Processing, 1996. Proceedings, International Conference on. IEEE, 1996.
- [5] Jobson D J, Rahman Z U, Woodell G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 1997, 6(7): 965-976.
- [6] Jang J H, Choi B, Kim S D, et al. Sub-band decomposed multiscale retinex with space varying gain[C]. Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on. IEEE, 2008.
- [7] K. He, J. Sun, X. Tang. Guidedimagefiltering[C]. inProc. European Conf. Computer Vision, 2010.
- [8] Limare N, Lisani J L, Morel J M, et al. Simplest color balance[C]. Image Processing On Line, 2011.
- [9] Ahn H, Keum B, Kim D, et al. Adaptive local tone mapping based on retinex for high dynamic range images[C]. Consumer Electronics (ICCE), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, 2013.
- [10] Petro A B, Sbert C, Morel J M. Multiscale Retinex[J]. Image Processing On Line, 2014:71-88.
- [11] Fu X, Sun Y, LiWang M, et al. A novel retinex based approach for image enhancement with illumination adjustment[C]. Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on. IEEE, 2014.
- [12] Lee B J, Song B C. Local tone mapping using sub-band decomposed multi-scale retinex for high dynamic range images[C]. Consumer Electronics (ICCE), 2014 IEEE International Conference on. IEEE, 2014.
- [13] Wang L, Xiao L, Liu H, et al. Variational Bayesian Method for Retinex[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2014, 23(8): 3381-3396.
- [14] 刘茜, 卢心红, 李象霖. 基于多尺度 Retinex 的自适应图像增强方法[J]. 计算机应用, 2008, 29(08):2077-2079.

- [15] Loza A, Bull D R, Hill P R, et al. Automatic contrast enhancement of low-light images based on local statistics of wavelet coefficients[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(6):1856–1866.
- [16] 石宏理, 胡波. 双树复小波变换及其应用综述[J]. 信息与电子工程, 2007, 5(3):229–234.
- [17] 李庆忠, 刘清. 基于小波变换的低照度图像自适应增强算法[J]. 中国激光, 2015, 42(2): 1–7.
- [18] 姜桃, 赵春江, 陈明, 等. 自适应图像模糊增强快速算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(19): 213–214.
- [19] Jobson D., Rahman Z., Woodell G.A. The statistics of visual representation[J]. Proc. SPIE. 2002, 47(36), 25–35.
- [20] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, E. Simoncelli. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Process. 2004, 13(4):600 – 612.
- [21] Lin Zhang, Lei Zhang, Xuanqin Mou, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 1–21.
- [22] H. R. Sheikh and A. C. Bovik. A visual information fidelity approach to video quality assessment[C]. in 1st Int. Conf. Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics, 2005.
- [23] K. Zuiderveld. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization[D]. Cambridge, MA, Academic Press, 1994.
- [24] D. Sheet, H. Garud, A. Suveer, et al. Brightness Preserving Dynamic Fuzzy Histogram Equalization[J]. IEEE Trans., Consumer Electronics, 2010, 56(4):2475 – 2480.

致 谢

在本文论即将完成之际，我要感谢在我完成本论文过程中所有帮助过我的老师和同学们，正是在你们的帮助下我才一步步完成了这篇毕业论文。

首先我要感谢王老师，是您带我逐渐走上了科研的道路，在你们的启发和指导下我逐渐熟悉图像处理的基本内容和思想以及图像增强理论的学习方法，并且开始了对基于 Retinex 模型的图像增强算法的研究。而在实验过程中，每当我遇到困难的时候你们都会为我指点迷津，找到正确的解决办法，以使我在整个毕业设计中没有困难的堆积，可以一步一步顺利进行下去。你们在繁忙的科研与教育工作中还及时了解学生动态，帮助我们答疑解惑，并且及时督促我们，以使我们能按进度完成进度。

其次我要感谢王一帆学姐，在我的毕业设计中提供了许多帮助，每当我在方法学习、模型建立和代码调试遇到问题时，她总能及时帮我分析问题并提出很好的见解和解决方案，使实验得以顺利的进行下去。而在论文写作过程中，她也能及时帮助我指出格式的问题，并指导我进行改正。还有，我要感谢和我一起做毕设的室友们，虽然我们在毕业设计过程中研究的方向大不相同，但也总会互相提供力所能及的帮助，共同奋斗，一起按时完成毕业设计。

最后，我要感谢我的父母，是你们一直以来给我鼓励，支持我的学业，我才有机会来到大学，学习更多的知识，认识这么多优秀的老师与同学。在知识面不断扩展的同时，还得到了许多帮助与支持，我才有机会完成这篇毕业设计。所以我要感谢你们，你们永远是我人生中最重要的导师。