

学校代码: 10289
分类号: TP391
密 级: 公开
学 号: 112030027



江苏科技大学 硕士学位论文

基于 Retinex 理论的图像去雾增强算法 研究

研究生姓名	曹永妹	导师姓名	张尤赛 教授
申请学位类别	工学硕士	学位授予单位	江苏科技大学
学科专业	信号与信息处理	论文提交日期	2014 年 3 月 18 日
研究方向	图像信息处理与可视化	论文答辩日期	2014 年 3 月 19 日
答辩委员会主席	张友益 研究员	评阅人	

2014 年 3 月 14 日

分类号: TP391

密 级: 公 开

学 号: 112030027

江苏科技大学硕士学位论文

基于 Retinex 理论的图像去雾增强算法研究

学生姓名 曹永妹

指导教师 张尤赛教授

江苏科技大学
二〇一四年三月

A Thesis Submitted in Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering

Research on Image Defogging Enhancement Algorithm
based on Retinex Theory

Submitted by

Cao Yongmei

Supervised by

Professor Zhang Yousai

Jiangsu University of Science and Technology

March, 2014

江苏科技大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日

江苏科技大学学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权江苏科技大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于：

(1)保密 ☐，在 年解密后适用本授权书。

(2)不保密 ☐。

学位论文作者签名：

指导教师签名：

年 月 日

年 月 日

摘要

随着图像处理和计算机视觉技术的发展,越来越多的户外视觉系统投入到应用中,但是,现有的计算机视觉系统对环境非常敏感。雾天条件下,由于大气粒子的散射作用,使水平能见度明显降低,导致成像传感器采集到的图像严重降质,这极大地限制了户外成像系统的功能。为了提高户外系统工作的鲁棒性和可靠性,实现系统的全天候工作,对图像进行去雾处理,增强雾天降质图像的景物细节信息具有重要的意义。

图像去雾技术主要分为两类,一种是基于大气散射物理模型的去雾方法,另一种是基于图像增强的去雾方法。本文在分析雾天成像机理的基础上,对雾天降质图像的清晰化方法进行了深入的研究,主要研究内容包括:

(1) 基于大气散射物理模型的图像去雾方法研究。

研究了基于大气散射物理模型方法中效果显著的基于暗原色先验的图像去雾算法,分析讨论暗原色先验去雾的算法原理,指出原算法在处理图像中明亮区域时的不足,并通过引入一种容差机制改进原算法,改进后的算法通过纠正原算法在处理图像明亮区域时产生的错误的透射率估计,能有效地处理不满足暗原色先验的明亮区域,从而克服原算法在处理这些区域时产生的色彩失真。实验结果表明,改进后的算法有效地克服了原算法的不足之处,处理后的图像色彩流畅、逼真,视觉效果得到显著提高。

(2) 基于图像增强的去雾方法研究。

深入研究了包括直方图均衡、同态滤波、小波增强、Retinex 等多种方法在图像去雾技术中的应用,并分析各算法的特点。基于小波多分辨分析特性既可以高效地描述图像中变化缓慢的背景信息,又可以有效地表示变化剧烈的局部细节信息的特点,并结合 Retinex 算法能够实现图像全局亮度调整 and 整体对比度提升的特性,提出了一种图像去雾的小波域 Retinex 算法,并利用双边滤波改进原有的 Retinex 算法。采用主观与客观的图像质量评价方法对各种方法的去雾效果进行了实验对比分析,结果表明所提出算法能适用于多种不同雾天图像,并具有良好的实时性。

关键词 图像去雾; 暗原色先验; Retinex 算法; 小波; 双边滤波; 图像质量评价

Abstract

With the development of image processing and computer vision technology, more and more outdoor visual systems are used in our daily life. However, many computer visual systems are very sensitive to the weather. Because of the atmosphere scattering phenomenon, weather degraded images captured in fog suffer from poor contrast and low visibility. This significantly affects the function of traffic systems and outdoor visual systems. In order to improve the robustness and reliability of outdoor visual systems, it is meanness to enhance the definition of the subjects' details.

Images defogging techniques fall into two categories. One is based on atmospheric scattering physical model, the other one is based on image enhancement. Under the basis of analyzing the fog imaging mechanism, we research the problem of foggy images' clearness. The main researches as follows:

(1) Images defogging method based on atmospheric scattering physical model.

In this paper, images defogging method based on dark channel priority is studied as an effective method belonging to image defogging method based on atmospheric scattering physical model. We introduce tolerance mechanisms to improve the traditional algorithm. The improved algorithm can handle the bright areas effectively, correct the transmission and avoid color distortion in bright areas. Experiment results have shown that this algorithm can effectively improve the degradation of foggy and hazy image and enhance its definition.

(2) Image defogging method based on image enhancement.

In this paper, many images defogging techniques are deeply studied, such as histogram equalization, homomorphic filtering, wavelet enhancement and retinex algorithm. Considering that multi-resolution wavelet analysis can both describe the flat areas and details in the image, retinex algorithm can improve the image's brightness and contrast, a wavelet-based retinex algorithm for image defogging is proposed, the traditional retinex algorithm is improved by using bilateral filter. We analyze the experiment results by subjectively and objectively assessing image quality, Experiment results have shown that this algorithm can effectively handle different foggy images, they also validate its effectiveness and real-time.

Keywords image defogging; dark channel priority; retinex algorithm; wavelet; bilateral filter; assessing image quality

目 录

摘 要	I
Abstract	III
第 1 章 绪论	1
1.1 论文的研究背景和意义	1
1.2 图像去雾技术的研究现状	1
1.3 图像去雾技术的两类方法	2
1.3.1 基于大气散射物理模型的方法	3
1.3.2 基于图像增强的方法	3
1.4 论文的研究内容及主要成果	5
1.5 论文的组织结构	6
第 2 章 基于暗原色先验的图像去雾方法	9
2.1 引言	9
2.2 雾的形成	9
2.3 基于暗原色先验的去雾算法	10
2.3.1 大气散射物理模型	10
2.3.2 暗原色先验	12
2.3.3 暗原色先验去雾	15
2.3.4 图像软抠图	16
2.3.5 大气光的估计	17
2.3.6 具体算法	17
2.3.7 实验结果	18
2.4 改进算法	19
2.5 本章小结	20
第 3 章 基于图像增强的去雾方法	23
3.1 引言	23
3.2 基于直方图均衡化的雾天图像增强技术	23
3.2.1 直方图均衡化	23
3.2.2 局部直方图均衡化	25
3.2.3 实验结果分析	26
3.3 基于同态滤波的雾天图像增强	26

3.3.1 同态滤波原理.....	27
3.3.2 实验结果分析.....	28
3.4 基于小波变换的雾天图像增强.....	29
3.4.1 小波变换的由来和作用.....	29
3.4.2 二维小波变换.....	30
3.4.3 阈值函数.....	30
3.4.4 小波阈值去雾的结果.....	31
3.5 基于 Retinex 算法的雾天图像增强.....	32
3.5.1 单尺度 Retinex 算法.....	32
3.5.2 多尺度 Retinex 算法.....	35
3.5.3 带彩色恢复的 Retinex 算法.....	36
3.6 本章小结.....	38
第 4 章 图像去雾的小波域 Retinex 算法.....	39
4.1 引言.....	39
4.2 色彩模型.....	39
4.2.1 RGB 色彩模型.....	40
4.2.2 HSV 色彩模型.....	41
4.2.3 RGB 与 HSV 色彩模型的相互转换.....	42
4.2.4 不同色彩模型去雾效果的比较.....	43
4.3 小波基的选择.....	44
4.4 小波域 Retinex 算法.....	44
4.4.1 改进的单尺度 Retinex 算法.....	45
4.4.2 小波系数增强.....	47
4.4.3 全局对比度增强.....	47
4.4.4 饱和度分量增强.....	48
4.5 图像质量的评价指标.....	49
4.6 实验结果分析.....	50
4.7 本章小结.....	56
第 5 章 总结与展望.....	57
5.1 论文工作总结.....	57
5.2 论文研究展望.....	58
参考文献.....	59
攻读硕士期间发表的论文.....	63
致 谢.....	65

Contents

Abstract(Chinese)	I
Abstract(English)	III
Chapter1 Introduction	1
1.1 Research purpose and significance	1
1.2 Research situation	1
1.3 Two kinds of method for image defogging	2
1.3.1 Atmospheric scattering physical model-based algorithm for image defogging ...	3
1.3.2 Image enhancement-based algorithm for image defogging	3
1.4 Dissertation contents and outcomes	5
1.5 Structure of this paper	6
Chapter2 Image defogging algorithm based on the prior dark-channel	9
2.1 Introduction	9
2.2 The formation of fog	9
2.3 Image defogging algorithm based on the prior dark-channel	10
2.3.1 Atmospheric scattering physical model	10
2.3.2 Dark channel priority	12
2.3.3 Image defogging based on the prior dark-channel	15
2.3.4 Soft matting algorithm for the image	16
2.3.5 The estimation of atmospheric light	17
2.3.6 The specific algorithm	17
2.3.7 Experimental results	18
2.4 Improved algorithm	19
2.5 Summary	20
Chapter3 Image enhancement-based algorithm for image defogging	23
3.1 Introduction	23
3.2 Image defogging algorithm based on histogram equalization	23
3.2.1 Histogram equalization	23
3.2.2 Local histogram equalization	25
3.2.3 Analysis of experimental results	26
3.3 Image defogging algorithm based on homomorphic filtering	26

3.3.1 The theory of homomorphic filtering	27
3.3.2 Analysis of experimental results	28
3.4 Image defogging algorithm based on wavelet transform	29
3.4.1 The origin and function of wavelet transform	29
3.4.2 Two dimension wavelet transform	30
3.4.2 Threshold function	30
3.4.3 The results of image defogging algorithm based on threshold function	31
3.5 Image defogging algorithm based on retinex	32
3.5.1 Single scale retinex	32
3.5.2 Multi scale retinex	35
3.5.3 Multi scale retinex with color restoration	37
3.6 Summary	38
Chapter4 Wavelet-based retinex for image defogging	39
4.1 Introduction	39
4.2 Color space model	39
4.2.1 RGB model	40
4.2.2 HSV model	41
4.2.3 The transition between RGB model and HSV model	42
4.2.4 The comparison of results based on different color space mode	43
4.3 The choice of wavelet basis	44
4.4 Wavelet-based retinex	44
4.4.1 Improved single scale retinex	45
4.4.2 Wavelet coefficients enhancement	47
4.4.3 Global contrast enhancement	47
4.4.4 Enhancement for the saturation	48
4.5 Image quality evaluation method	49
4.6 Analysis of experimental results	50
4.7 Summary	56
Chapter5 Conclusion and outlook	57
5.1 Conclusion of this paper	57
5.2 Outlook of this paper	58
References	59
Paper published during master education	63
Acknowledgements	65

第1章 绪论

1.1 论文的研究背景和意义

雾是一种常见于秋冬早晨的自然现象。雾的形成是由于在一定温度条件下，大气中所含的水汽达到过饱和状态，多余的水汽凝结成小水滴悬浮在近地面空气层里。雾天时，弥漫在空中的雾气使人们的视线变得模糊，景物的能见度大幅度降低，道路环境系统的可视性变差，给人们的生产生活带来严重影响。浓雾天气条件下，由于空气能见度大幅度降低，对交通系统产生严重的影响。为避免交通事故的发生，众多高速公路路段被迫封锁，许多航班因此被迫取消，船舶被迫停航，导致交通系统的全面瘫痪，严重影响人们的出行及工作，造成巨大的经济损失。

另一方面，随着图像处理和计算机视觉技术的发展，越来越多的户外视觉系统投入到应用中，如户外监控系统、智能交通系统等数目正在急剧增长。这些户外视觉系统在人类的日常生活中发挥着极大的作用。但是，大多数成像系统在设计时没有考虑到天气因素的影响，通常只能在晴朗天气条件下正常工作。雾天条件下，大气中悬浮的大量微小水滴、烟粒、气溶胶的散射作用，使空气浑浊，水平能见度显著降低，从而导致成像传感器采集的图像严重降质，无法辨识细节信息，这极大地影响和限制了户外系统功能的发挥。例如，用于军事侦察或监视的户外系统，在雾天条件下获取的图像严重退化，造成图像中的信息无法识别，侦察能力下降，从而导致严重的后果；高速公路图像监视系统，受到雾的影响采集到的图像可辨识度低，无法用来辅助或监控交通。

因此，图像去雾技术的研究是及其必要的。去雾能显著地增强景物的能见度，使图像具有更好的视觉效果，从而实现视觉系统的全天候工作，提高系统在恶劣天气下工作的鲁棒性和可靠性，并且去雾后的图像中具有丰富的深度信息，有助于视觉算法以及高级的图像编辑。

1.2 图像去雾技术的研究现状

图像去雾技术的主要任务是去除天气因素对户外成像设备采集到的图像质量的影响，从而增强图像的能见度。这是一个跨学科的前沿性课题，具有广阔的应用前景，近年来已经成为图像处理和计算机视觉领域的热点问题之一，吸引了众多研究人员的兴趣。目前，对于雾天条件下图像的复原研究，在国内外都已经取得了一定的研究成果。

在国外，著名的研究机构有很多：英国曼彻斯特大学是较早开展对恶劣天气条件下获取的图像进行研究的研究机构，该校的 Satherly B.L 和 Oakly J.P 等人通过假设场景条件已知，构造图像的退化模型，进而估计出相关参数^[1]，该方法能有效地实现图像的清晰化，但是该方法仅适用于灰度图像；美国国家航天航空局(NASA)的 Langley 研究中心(LRC) 对在夜晚以及烟、雾条件下获取的图像进行增强，采用对航拍图像处理效果较好的 Retinex 算法，取得了较好的研究成果，为后续研究工作奠定了基础^[2]；以色列也积极投入该研究领域，该国的联合成像实验室研究基于偏振滤波的方法，把图像退化的主要原因归结为信号的衰减和大气光的影响，该方法的适用范围较广；S.K. Nayar 及其学生 S.G. Narasimhan 是哥伦比亚大学(Columbia University)的计算机视觉实验室 CAVE^[3]的主要成员，较早地展开这方面的研究工作，利用多帧在雾天条件下拍摄的图像进行去雾处理，有效地增强了图像的对比度；英国 Dmist 公司基于曼彻斯特大学在图像对比度恢复方面的研究成果，设计出产品 ClearVue，该产品能够实现图像的清晰化，且实时性较好^[4]。

在国内，对于图像去雾技术的研究主要集中在部分高校和研究所。微软亚洲研究院与香港中文大学信息工程系的多媒体实验室合作，在假设部分数据信息已知的条件下，对单幅图像的去雾方法进行研究，取得了较为显著的成果；南京理工大学的芮义斌、李鹏等人结合人眼对亮度的指数视觉特性，采用软件复位方法对 Frakle-McCann Retinex(FMR)算法进行改进^[5]，较好地实现了图像的去雾处理；合肥工业大学的汪荣贵、朱静、杨万挺等人提出了基于照度分割的局部多尺度 Retinex 算法^[6]，在图像亮度保持和细节增强上处理效果较好；西安理工大学的祝培等在不考虑大气退化模型的情况下，利用移动模板对雾天图像的不同景深进行分割，实验结果表明该方法能有效实现雾天图像的增强，但是某些情况下，灰度直方图中天空区域与其他区域的灰度变化没有明显的界限，从而难以正确分割出天空区域，影响算法的有效性；蒋建国、侯天峰等人提出了基于暗原色先验的图像去雾算法^[7]，通过引入一种容差机制，能够有效地处理图像中不满足暗原色先验的明亮区域，纠正了在处理这类明亮区域时估计的透射率偏小的问题，从而有效地克服原算法在处理图像中的明亮区域时产生的色彩失真。

1.3 图像去雾技术的两类方法

对于图像去雾处理的研究，目前的算法大体上可以分为两类^[8]：基于大气散射物理模型的方法和基于图像增强的方法。基于大气散射物理模型的方法从造成图像退化的具体原因角度分析，侧重于考虑大气散射作用对成像工程的影响，对雾天图像的退化过程进行数学建模，求解模型参数。它的目的是使估计图像尽可能逼近真实图像，属于图像复原的范畴，这类方法的研究工作开展的稍晚些。基于图像增强的方法则不

考虑图像退化的原因，其目的是根据视觉感受改善图像的质量，一般是通过提高图像的局部对比度，扩展图像的动态范围来达到去雾的目的，它作为图像处理领域的重要分支，已有较长时间的研究和较为丰硕的成果。

1.3.1 基于大气散射物理模型的方法

(1) 暗原色先验去雾方法：在计算机视觉和图形学中，雾化图像被广泛地描述为： $I(x, y) = J(x, y)t(x, y) + A(1 - t(x, y))$ ，其中 I 是雾天条件下获取的图像， J 是无雾条件下场景的图像， A 是大气光强度，而 t 则是场景像素在各个区域通过程度的描述 (transmission map, 简称透射图)。去雾方法的本质就是根据原始雾天图像 I 获取无雾的清晰图像 J ，大气光强度 A 和透射率 t 。暗原色先验去雾方法是建立在户外自然场景暗原色先验法则的基础上建立的图像去雾方法。暗原色先验法则认为在晴朗天气条件下获取的清晰自然场景图像，经过暗原色先验处理之后图像中的大部分像素的亮度将接近于零，若处理得到的暗通道图像中存在大量灰度值较高的像素，则将这些像素归为图像中的天空区域或空气中的雾气^[9]。通过此方法，原始雾天图像能够从暗原色先验处理的结果中得到大气光强度值和初始透射图。该方法是基于大气物理模型去雾中研究较为广泛，且效果显著的一种方法。

(2) 偏振成像去雾算法：研究过程中，将大气光的影响和信号的衰减归结为图像退化的主要原因。假设在薄雾条件下，大气光由光源经过空气中的悬浮微粒的散射到达成像设备，此时，大气光可以看作部分偏振光并且偏振的角度不随传输距离的改变而变化。景物辐射到达成像设备的正透射光虽然偏振角度没有改变，但是由于传输过程中的衰减，能量较小，因此，到达成像设备的偏振光主要来自大气光。由大气散射模型 $L^{object} = (I^{total} - A) / (1 - A / A_{\infty})$ 可知，如果降质的景物图像能得到有效的复原，则景物辐射强度 L^{object} 就可以求得。通过融合任意 3 个方向的偏振图像可以得到 I^{total} ；无穷远处的大气光强度 A_{∞} 由图像估计得到，大气光强度 A 的求取是算法的关键所在^[10-13]。通过图像的偏振信息估计出大气光的强度，并对降质的景物图像进行复原，从而达到雾天图像清晰化的目的。

1.3.2 基于图像增强的方法

(1) 直方图均衡化方法：直方图均衡化是通过原始图像的灰度非线性变换，使其直方图变成均匀分布，以增加图像灰度值的动态范围，从而达到增强图像整体对比度，使图像变清晰的效果。通常用来增加图像的全局对比度，尤其是当图像的有用数据的对比度较为接近的时候。直方图均衡化分为全局和局部直方图均衡化^[14,15]。

晴朗天气条件下拍摄的图像直方图分布较为均匀，动态范围大。雾天拍摄的图像受到空气中的悬浮颗粒的影响，导致图像的直方图集中分布在某一区域，且灰度值较

高。图像整体呈现泛白发灰的模糊状态。利用全局直方图均衡化方法对雾天图像进行处理，可以扩大其灰度值的动态范围使其直方图分布均匀化，增强图像的对比度，从而实现雾天图像清晰化的目的。但是在一幅图像中，研究者感兴趣的往往只是图像中的某个局部区域，此时需要对图像进行局部处理。局部直方图均衡方法包括：部分块重叠的直方图均衡化方法(如 POSE^[16]方法) 和自适应直方图均衡化方法(Adaptive Histogram Equalization, AHE)等等。采用图像的局部特性进行图像增强，能够克服全局方法的不足，对局部区域或者感兴趣区域进行处理，突出局部细节变化，但是存在计算量过大和颜色偏差问题。

自适应直方图可以很好的得到图像的局部光照特征^[17,18]，但存在计算量大，图像质量难以控制等特点，因此大量的研究集中在对自适应直方图均衡化算法的改进上。

(2) 拉普拉斯变换及图像锐化

(a) 拉普拉斯变换

拉普拉斯算子^[19,20]是常用的边缘增强处理算子，它是各向同性的二阶导数，一个二维图像函数 $f(x,y)$ 的拉普拉斯算子定义为：

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1.1)$$

式(1.1)的离散形式为：

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y) \quad (1.2)$$

拉普拉斯算子相对于其它图像增强技术具有一定的优势，通过拉普拉斯算子可以确定图像中孤立点以及边界线的位置。具体实现方式是先用拉普拉斯算子对图像进行二次微分，然后求最高峰和最低峰之间的零点，即可得到边缘线的位置。同理，拉普拉斯算子也可以用来确定图像中的孤立点位置。

(b) 锐化处理

在图像识别中，需要有鲜明的图像，即图像锐化。图像锐化的目的是为了突出图像的边缘信息，加强图像的轮廓特征，以便于人眼的观察和机器的识别。不足的是，由于拉普拉斯是一种微分算子，因此其应用强调的是图像中灰度的突变，并不强调灰度级缓慢变化的区域，这将产生把浅灰色边线和突变点叠加到暗色背景中的图像。因此，单独使用拉普拉斯算子得到的图像视觉效果并不理想。为了得到较好的增强图像，将原始图像和拉普拉斯图像叠加在一起是一个简单的方法，这种将拉普拉斯变换后的图像和原始图像叠加的锐化处理方法，优势是增强了灰度突然发生变化处的像素点的对比度，因此经锐化处理后，在保留图像背景的前提下，图像中的局部细节信息得到较好的增强。

利用拉普拉斯算子对图像增强的基本方法可以表示为：

$$g(x, y) = f(x, y) - c[\nabla^2 f(x, y)] \quad (1.3)$$

式(1.3)中, $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 分别是输入图像和锐化后的图像。如果使用图 1.1(a)或图 1.1(b)中的拉普拉斯滤波器, 则常数 $c=-1$, 如果使用另外两个滤波器, 则常数 $c=1$ 。

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

a)

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

b)

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

c)

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

d)

图 1.1 拉普拉斯滤波器模板

Fig.1.1 The template of Laplacian filter

(3) 基于小波的图像增强算法: 作为一种多分辨率分析方法, 小波变换具有良好的时频局部特性, 适合按照人类视觉系统特性设计图像压缩编码方案, 有利于图像的分层传输, 能有效地从信号中提取信息。直方图均衡变换能够较好的增强图像的全局对比度, 但是易造成噪声扩大, 对图像进行直方图均衡后再进行小波变换处理^[21], 能够有效抑制图像噪声, 获得较为理想的图像增强效果。近年来, 小波分析方法被广泛应用于医学图像增强中^[22], 实验结果表明, 小波变换对于图像中微小的细节信息能够起到较好的增强效果。

(4) 基于 Retinex 理论的图像增强算法^[23]: Retinex 是一种常用的建立在科学实验和科学分析基础上的图像增强方法, 是一种描述颜色不变性的模型^[24], 能够有效扩展图像的动态范围, 提升图像的对比度, 具有较好的图像增强效果。近年来受到众多研究人员的关注。Retinex 算法首先是由 Land et al. 提出的, 称为基于随机路径的算法^[25,26], 核心思想是通过沿着某一路径计算像素点间的数值大小。由 McCann et al.提出的 Retinex 算法^[27,28] 是一种非线性滤波器的迭代多分辨率类型。此后, 为了改善 Retinex 理论的实践方法, Land 等人提出了一种基于中心环绕的 Retinex 算法, 其中包括单尺度 Retinex(Single Scale Retinex, SSR)^[29], 多尺度 Retinex(Multi Scale Retinex, MSR), 进而发展了具有颜色校正的多尺度 Retinex(Multi Scale Retinex with Color Restoration, MSRCR)算法^[30]。

1.4 论文的研究内容及主要成果

论文的主要研究内容如下:

(1) 介绍基于暗原色先验的图像去雾算法, 分析讨论暗原色先验去雾算法的原理, 指出其不足之处并提出改进方法。

(2) 基于图像增强的去雾方法, 主要研究一些常用的图像增强方法(如: 直方图均衡化、同态滤波、小波多尺度增强等经典的图像增强方法)在去雾技术中的应用, 并对比分析了各种方法的优缺点。

(3) 研究图像色彩模型, 比较 RGB 色彩模型与 HSV 色彩模型在实际去雾应用过程中的优势与不足, 将相同的去雾算法分别在 RGB 色彩模型和 HSV 色彩模型下执行, 通过实验结果的对比分析, 验证了 HSV 色彩模型更符合人类视觉系统, 能较好地避免处理后的图像出现色彩失真的问题。

(4) 针对传统 Retinex 算法在图像去雾处理中易造成光晕伪影、边缘模糊以及算法复杂度高等缺点, 提出了一种图像去雾的小波域 Retinex 算法。该算法将 Retinex 算法拓展到小波域, 利用雾天图像中雾与景物细节信息在小波域中能量的不同分布特点, 采用 Retinex 算法抑制雾分量, 用锐化处理增强景物细节信息分量, 以降低雾对图像的影响, 增强图像细节的清晰度; 该算法用双边滤波替代传统 Retinex 算法中的高斯滤波, 以克服高斯滤波对图像边缘的模糊效应和光晕伪影。实验结果表明, 该算法能有效地改善雾天图像的退化现象, 提高图像的清晰度。

(5) 研究图像质量评价的方法, 将论文中所提出算法与其他一些图像去雾算法进行对比分析, 并做主观与客观评价。客观评价主要从图像的均值、标准差、信息熵、峰值信噪比以及算法的执行速度等方面进行比较。

1.5 论文的组织结构

本论文的章节安排如下:

第 1 章, 绪论部分, 介绍了论文的研究目的和意义、从基于大气散射物理模型和图像增强两个研究方向分析了图像去雾的研究现状, 最后简单的介绍论文的研究内容和章节安排。

第 2 章, 研究基于大气散射物理模型去雾技术中的基于暗原色先验去雾算法, 介绍雾的形成原理、大气散射模型以及暗原色先验知识, 针对原算法在处理含有天空或白色建筑物等明亮区域时产生较大偏差以及处理后的图像颜色失真等问题, 引入容差机制克服原算法的不足之处。最后通过实验比较原有算法和改进后算法的处理效果。

第 3 章, 研究并实现基于图像增强的去雾算法中常用的方法, 主要研究直方图均衡法、同态滤波法、小波阈值法以及 Retinex 算法, 分析各算法的原理, 通过实验分析各算法的优势与不足。重点研究了 Retinex 算法, 包括单尺度 Retinex 算法、多尺度 Retinex 算法以及带颜色恢复的多尺度 Retinex 算法的原理及其优缺点等。

第 4 章, 提出了一种图像去雾的小波域 Retinex 算法。该算法的基本原理是首先将雾天图像从 RGB 空间转换到 HSV 空间, 对亮度分量 V 进行小波变换, 利用雾天图像中雾能量主要分布在小波域中低频区域, 而景物细节信息主要分布在高频区域的原理, 对亮度分量的低频区域采用改进后的单尺度 Retinex 算法处理和小波系数增强, 对亮度分量的高频区域进行锐化增强, 以滤除雾分量, 增强图像中的景物细节信息;

然后进行小波逆变换重构出去雾图像，并进行全局对比度增强，以进一步提高去雾图像的清晰度。为了提高图像色彩的视觉效果，还采用分段对数变换来增强饱和度分量 S 。介绍图像质量评价标准，并采用主观与客观的图像质量评价体系将图像去雾的小波域 Retinex 算法的处理效果与其它各种算法的处理效果进行分析比较。

第 5 章，总结与展望，对论文工作进行全面的总结，同时展望了未来的发展趋势。

第2章 基于暗原色先验的图像去雾方法

2.1 引言

在雾天条件下，大气中悬浮微粒的散射主要表现为两方面的作用，一方面是使到达成像设备的目标光能量发生衰减；另一方面是大气中存在的大量悬浮微粒将来自于天空的自然光散射进入成像设备，附加在目标图像上。这两种作用都将导致成像设备采集到的图像的分辨率和对比度大幅度降低。

基于大气散射物理模型的图像去雾方法是基于大气散射规律建立图像退化模型，能够利用先验知识，具有内在的优越性。这类方法的不足之处在于需要求得场景深度或大气条件信息，而现实条件下，获得的雾天图像并没有附加景深与大气条件的信息。Fattal^[31]等人提出了部分符合物理规律的简单去雾模型，利用复杂的优化计算得到去雾结果，但是由于该方法的物理模型有所局限，从而不能获得较好的去雾效果。近来，He^[32]等人通过对大量在晴天条件下拍摄的清晰图像的研究，分析得出统计规律，进而提出了基于暗原色先验——Dark Channel Prior 的图像去雾方法，在图像去雾领域受到众多研究者的关注。该方法利用先验知识和图像信息的邻域一致性，能较好地解决单幅图像去雾问题，是基于大气散射物理模型去雾方法中最有效的方法之一，具有较高的研究价值。但是该算法基于暗原色假设，若待处理的图像中存在大面积的天空区域或其他明亮区域，由于这些区域不满足暗原色假设，从而会导致算法估计的透射率偏小，恢复后的图像出现色彩失真，影响图像的视觉效果。

本章首先简单介绍雾的形成原理，接着研究了大气散射模型以及暗原色先验知识，实现并分析算法，针对图像中的明亮区域不满足暗原色假设的情况，通过引入容差机制对原算法进行改进，以应对不同场景的雾化图像，避免产生色彩失真，提高算法的鲁棒性。

2.2 雾的形成

晴朗天气条件下，空气主要由氮气、氧气、水蒸气和稀有气体分子以及微量的固体悬浮颗粒等构成^[33]。在晴朗天气条件下，户外成像设备在采集图像的过程中，目标物体表面反射的光线基本不会受到大气中各种成分的影响而产生吸附、散射、辐射等现象，可以直接到达成像设备。在此天气条件下获得的图像对比度高，画面清晰，称之为清晰的无雾图像。在雾天条件下，由于大气中大量悬浮微粒的散射等作用导致成像设备获得的图像对比度较低，图像模糊不清，图像的颜色发生偏移，通常呈现灰白

色。

不同天气条件下，组成空气的各种物质所占比例不同，空气中的悬浮颗粒的类型、大小以及在空气中的聚集程度都有所不同。天气晴朗时，空气中的气体分子相对于可见光的波长是很小的，其散射作用也很小。随着悬浮在空气中的各种微粒半径越聚越大，它们的散射作用越来越明显，最终形成各种不同的天气条件。

表 2.1 各种天气与粒子的关系

Table 2.1 Weather condition and associated particle types, size and concentrations

天气情况	粒子类型	粒子半径(um)	密度(cm^{-3})	对成像的影响
晴天(air)	分子	10^{-4}	10^{19}	小
雾(fog)	小水滴	1~10	10~100	中等
霾(haze)	悬浮微粒	10^{-2} ~1	10~ 10^3	较轻
雨(rain)	水滴	10^2 ~ 10^4	10^{-5} ~ 10^{-2}	中等
云(cloud)	小水滴	1~10	10~300	较重

恶劣天气条件下，大气中存在大量的悬浮颗粒，且粒子半径较大，粒子对光线的衰减与增强作用较明显，造成户外成像设备获得的图像对比度大幅度下降，图像呈现模糊状态，最终影响系统的正常工作。

雾是近地面空气中的水蒸气发生的凝结现象。雾的形成有两个基本条件，一是近地面空气中的水蒸气含量充沛，二是地面气温低。当空气中有凝结核时，饱和空气中如果继续有水汽增加或继续冷却，便会发生凝结。当凝结的水滴使水平能见度降低到 1 千米以内时，雾就形成了。一般将水平能见度在 1km 以上的称为薄雾，对交通运输无较大影响；将水平能见度在 1km 以下的统称为雾，对交通运输有较大影响；水平能见度为 500-1000 米，称为浓雾。霾是悬浮在大气中的大量微小尘粒、烟粒的集合体，使空气浑浊，水平能见度降低到 10km 以下时的一种天气现象。当空气中的水蒸气进一步凝结时，霾会变成薄雾、雾或云。雾、霾天气条件下，空气能见度显著降低，使得户外成像系统获得图像模糊不清，影响系统的工作效率。论文研究中，将霾和雾统称为雾。

2.3 基于暗原色先验的去雾算法

2.3.1 大气散射物理模型

雾天条件下，光线在传输过程中受到大气中悬浮颗粒的作用，能量发生衰减^[34]，使得户外成像系统获取的图像严重降质，可辨识率低，甚至造成严重的色彩失真。大气中悬浮颗粒的作用主要包括大气的辐射作用、吸附作用和散射作用。在这三种作用

中，由于大气辐射作用和吸附作用对人类的视觉效果影响不大，在图像去雾的研究过程中通常不考虑它们的影响；而大气散射作用明显，使得光线衰减严重，能够直接导致图像的退化，从而对人类的视觉效果产生严重影响。只有分析了大气散射作用对雾天退化图像的具体影响，了解了雾天图像质量退化的实际过程，才能较好地实现雾天退化图像的复原。

大气散射模型主要分为两个散射过程^[35]：

(1) 雾天大气条件下，由于空气中存在的大量悬浮粒子的散射作用，使得到达观察位置的物体表面的反射光线能量发生衰减。

(2) 来自天空的自然光直接到达摄像设备，发生散射。

这两个过程可以用入射光衰减模型和大气光成像模型来描述，它们是还原雾天退化图像和了解雾天图像退化机理的主要依据。以下给出大气散射模型的图示：

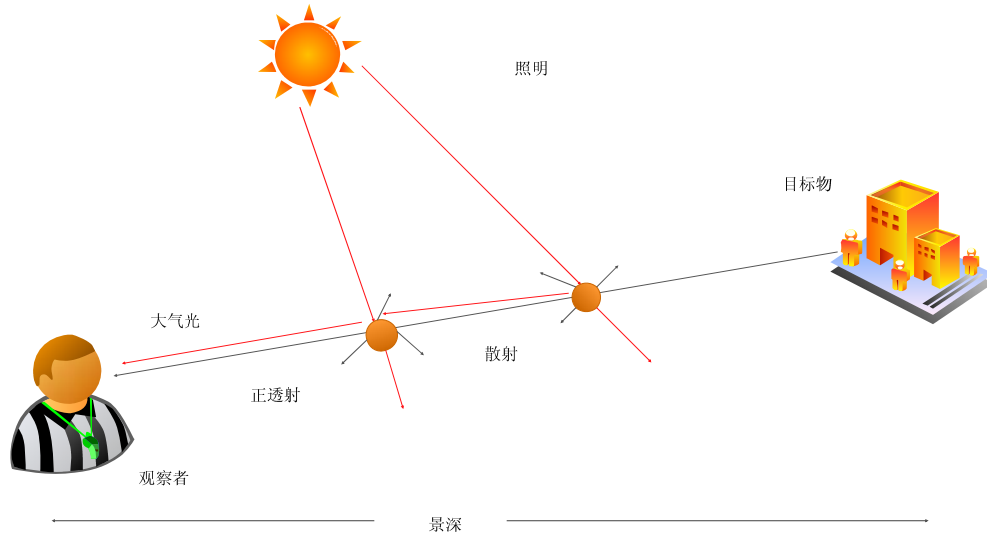


图 2.1 大气散射模型

Fig.2.1 Atmospheric scattering model

从图 2.1 中可以看到，由于大气中悬浮微粒的作用，物体的反射光线在传播过程中会发生散射和衰减，这部分光被称为入射光。经研究统计，入射光的衰减程度随着景深的增加呈指数关系。景深表示场景中目标物体到成像设备或观察者眼睛的距离。

根据大气散射模型可以建立雾天降质图像的数学模型，在图像处理和计算机视觉中雾天图像的形成机制通常可以用以下等式表示：

$$I(x, y) = J(x, y)t(x, y) + [1 - t(x, y)]A \quad (2.1)$$

式(2.1)中， I 表示成像设备采集到的雾天图像， J 表示无雾条件下的场景图像， t 表示场景光的透射率， A 表示无穷远处大气光强度， (x, y) 表示像素点对应坐标。图像去雾的目的是要通过已知的雾天图像 I 求得无雾的清晰图像 J ，但是根据式(2.1)可知，要求解出 J ，需要已知参数大气光强度 A 和透射率 t ，但是实际求解过程中 t 和 A 均是未知数，所以，式(2.1)表示通过一个方程求解三个未知数， J 的求解成为一个病态方

程。

2.3.2 暗原色先验

1988 年, Chazev^[36]首次提出暗物体的概念(Dark-Object Subtraction, DOS)并将其运用到受大气散射影响的模糊图像恢复中。该方法选取图像中最暗的物体, 认为其颜色的改变是由大气作用造成的。因此, 大气作用的部分可以由暗物体的本色(通常是黑色)减去降质图像中物体的颜色得到。该方法对于空间分布均匀的雾天图像, 能获得较好的去雾效果。

雾的浓度会随着景深的改变而变化, 随着与目标物体之间距离的增加, 雾的浓度也逐渐增加, 即透射率 t 是一个不确定的参数, 其值会随着景深的变化而改变, 暗原色先验规律的提出为解决 t 的估算问题提供了参考。通过对大量的白天在户外获取的无雾图像的统计和分析得出暗原色先验规律: 在绝大多数无雾图像的非天空区域, 总是存在一些像素点, 这些像素点至少在 R 、 G 、 B 三个颜色通道中的一个颜色通道的灰度值很低, 即该区域光强度的最小值是很小的数值^[37], 其表达式为:

$$J^{dark}(x, y) = \min_{c \in \{R, G, B\}} (\min_{(x', y') \in \Omega(x, y)} (J^c(x', y'))) \quad (2.2)$$

式(2.2)中, J 代表图像 J 的 R 、 G 、 B 三个通道中的某一个通道, $\Omega(x, y)$ 表示是以 (x, y) 为中心的一块区域, 经统计分析可知 $J^{dark}(x, y)$ 的值总是很小并接近于 0。如果 J 表示成像设备采集的户外无雾图像, 则把 J^{dark} 称为 J 的暗原色, 以上得出的经验性规律称为暗原色先验。

暗通道的低亮度主要由以下三个方面的原因造成:

- (1) 阴影。例如, 山水风景图中的树、岩石以及树叶的阴影, 城市风景图中的建筑物、车辆、行人等的阴影。
- (2) 暗色目标或表面。例如颜色较暗的服装、树干、石头、马路路面等。
- (3) 物体或各种表面的色彩。例如, 许多物体(例如绿色的草地、树以及各种植被, 蓝色的海水表面, 黄色或红色的花等等)由于色彩单一, 缺少 RGB 三通道的其他色彩, 这将导致暗通道图像中出现非常低的灰度值。

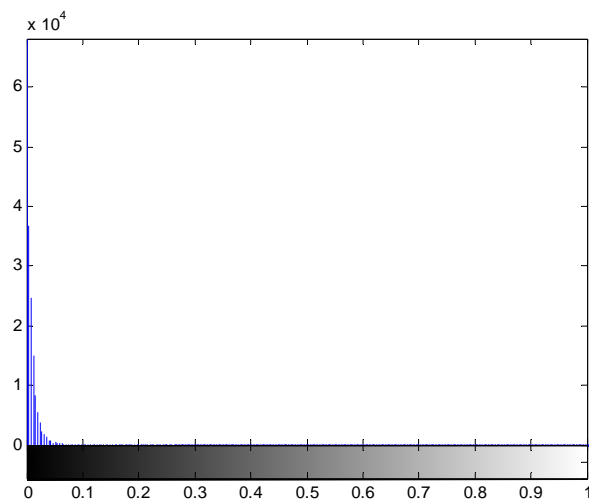
为了验证暗原色先验的正确性, He 等人建立了一个数据库, 该数据库收集了约 5000 幅户外自然场景的彩色图像, 并将图像中的天空区域裁减掉。暗原色假设只对白天拍摄的图像有效, 所以该数据库选取的图像都为白天拍摄的图像。采用窗口大小为 15×15 的最小值滤波器对数据库中的图像进行运算并求出对应图像的暗通道, 经统计发现, 实验图像的暗通道大约 75% 的像素灰度值为 0, 90% 以上的像素灰度值低于 25, 此统计结果较好地验证了暗原色先验的正确性。对每幅图像的暗通道进行均值计算, 发现 95% 以上的图像暗通道的均值低于 25, 这说明绝大多数户外自然场景图像都符合暗原色先验规律。



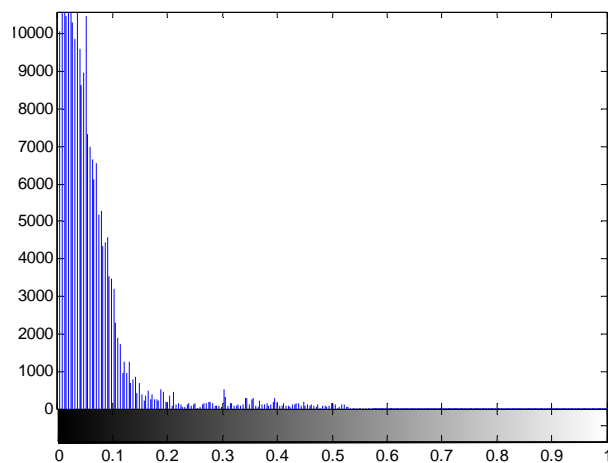
图 2.2 三组图像及其相应的暗通道图

Fig.2.2 Three groups of images and their dark channel maps

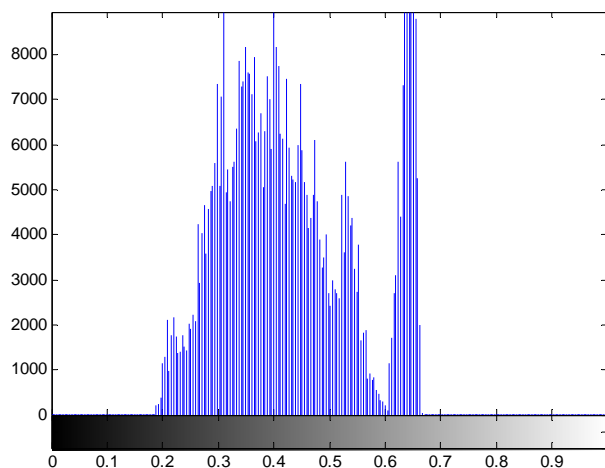
图 2.2 中，A、B 两组图像为无雾条件下白天拍摄的图像，C 组图像为雾天条件下白天拍摄的图像。由于受到雾气的影响，雾天采集到的图像亮度明显比无雾图像高，特别是在大气传输函数较小的地方，图像整体呈现灰白色。从 A、B 两组图像中的暗通道图像可以看出，无雾的户外自然场景图像的暗通道像素灰度值很小，暗通道图像整体呈黑色。从 C 组两幅图像中可以看出，暗通道的亮度值可以粗略的近似为图像中雾的浓度，利用此性质可以估计出大气光强度。



a) A 组图像暗通道像素统计



b) B 组图像暗通道像素统计



c) C 组图像暗通道像素统计

图 2.3 ABC 三组图像的暗通道像素统计

Fig.2.3 Statistics of dark pixels of images ABC

由图 2.3 中三组暗通道像素统计图可以看出, A 组图像暗通道的像素灰度值基本集中为 0; B 组图像由于部分树干的顏色較明亮, 且存在部分天空区域, 所以 B 组图

像暗通道的像素灰度值与 A 组相比稍大，但仍然集中在较低值；C 组图像由于受到雾的影响，暗通道图像的像素灰度值较大，这也正好解释了雾天条件下拍摄的图像亮度偏高的原因。

雾天条件下，空气中大量的悬浮微粒产生较强的散射作用，受散射光的影响，被雾干扰的暗像素亮度往往高于其原有的亮度。从视觉上看，被光照增强的暗像素的亮度可以认为是雾的亮度的近似估计，因此，利用暗通道的这一特性，可以估计出原始图像中雾的浓度，为后期图像的去雾工作奠定了基础。

2.3.3 暗原色先验去雾

根据式(2.1)可知，要求得暗通道图像 J 必须先知道透射率 t 和大气光强度 A ，首先假设大气光 A 是已知的，在一个局部区域的透射率恒定不变，根据暗原色先验对透射率 t 进行估计。 A 代表大气光强度，所以 A 为正常数，对等式(2.1)两端取最小运算，并同时除以 A ，可得到：

$$\min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} \left(\frac{I^c(x',y')}{A^c} \right) = \tilde{t}(x,y) \min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} \left(\frac{J^c(x',y')}{A^c} \right) + (1 - \tilde{t}(x,y)) \quad (2.3)$$

式(2.3)中， $\tilde{t}(x,y)$ 为对透射率 t 的初始估计值，对图像的 R 、 G 、 B 三个颜色通道进行最小运算，可得到：

$$\min_{c \in \{R,G,B\}} \left\{ \min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} \left[\frac{I^c(x',y')}{A^c} \right] \right\} = \tilde{t}(x,y) \min_{c \in \{R,G,B\}} \left\{ \min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} \left[\frac{J^c(x',y')}{A^c} \right] \right\} + (1 - \tilde{t}(x,y)) \quad (2.4)$$

根据暗原色先验规律，对于户外无雾自然场景图像，图像的暗原色 $J^{dark}(x,y)$ 值很小接近于 0，即有：

$$J^{dark}(x,y) = \min_{c \in \{R,G,B\}} \left[\min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} (J^c(x',y')) \right] \approx 0 \quad (2.5)$$

由于大气光强度 A 始终为正数，则将(2.5)式代入(2.4)式，可求得透射率的初始估计值 $\tilde{t}(x,y)$ ：

$$\tilde{t}(x,y) = 1 - \min_{c \in \{R,G,B\}} \left\{ \min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} \left[\frac{I^c(x',y')}{A^c} \right] \right\} \quad (2.6)$$

如果将原始图像中的雾彻底移除，则图像的深度感会有所丢失，图像会显得不真实。所以在实际计算过程中通常可以在等式(2.6)中引入常数 $w(0 < w \leq 1)$ ，从而保留部分覆盖远景的雾，使图像真实，有深度感：

$$\tilde{t}(x,y) = 1 - w \min_{c \in \{R,G,B\}} \left\{ \min_{(x',y') \in \Omega(x,y)} \left[\frac{I^c(x',y')}{A^c} \right] \right\} \quad (2.7)$$

根据暗原色先验，图像局部区域中的透射率 t 被假定为恒定值，但是这与实际情况不符，实际中，透射率 t 的值会随着景深的变化而改变。基于这样的假设，恢复出来的图像容易出现块效应。Levin A 等人利用一种软抠图^[38,39]的算法对透射率 t 进行优化估计，优化后的透射率记为 $t(x,y)$ ，从而可以推导出无雾图像 J 的表达式：

$$J(x, y) = \frac{I(x, y) - A}{\max(t(x, y), t_0)} + A \quad (2.8)$$

式(2.8)中, t_0 的设置是为了避免 $t(x, y)$ 过小使得恢复的图像中产生噪声点, 影响图像的视觉效果。在单幅图像去雾算法中, t_0 通常被设置为 0.1。

2.3.4 图像软抠图

随着图像、视频编辑和电影制作需求的不断发展, 数字抠图技术得到越来越广泛的应用, 它是影视制作过程中不可或缺的技术, 现已广泛应用于媒体制作中, 如影视特效制作、虚拟现实等各种领域。数字抠图是把图像的前景部分从背景中分离出来的一种图像处理技术, 简称为抠图。

一幅图像通常由前景和背景组成, 只是两者参与合成的比例不同。图像的软抠图是指对图像 I 中的每个像素进行前景色 F 、背景色 B 和透明度 α ($0 < \alpha < 1$, 也称为掩像) 的估计, 达到将图像的前景从背景中分离出来的目的。

软抠图的颜色组合方程通常可以表示为:

$$I(x, y) = \alpha(x, y)F(x, y) + (1 - \alpha(x, y))B(x, y) \quad (2.9)$$

式(2.9)中, 当 $\alpha = 1$ 时, 表示背景完全被遮挡, 前景完全不透明, $\alpha = 0$ 时, 背景不被遮挡, 前景透明。

无论是灰度图像还是彩色图像的抠图总是存在一个相同的问题, 即要求解的未知参数的个数大于方程个数, 因此估算过程中需要一些额外的先验知识。He 假设 $\tilde{t}(x, y)$ 和 $t(x, y)$ 分别表示优化前后的透射图, 将它们的矢量形式分别描述为 \tilde{t} 和 t , 利用将代价函数最小化从而实现优化透射图的目的:

$$E(t) = t^T L t + \lambda (t - \tilde{t})^T U (t - \tilde{t}) \quad (2.10)$$

式(2.10)中, U 表示一个单位阵, 大小为 $N \times N$, λ 为规则化参数, L 表示为一个拉普拉斯抠图矩阵, 其大小为 $N \times N$, L 的第 (x, y) 分量描述为以下形式:

$$\sum_{k(x, y) \in w_k} \left\{ \delta_{x, y} - \frac{1}{|w_k|} [1 + (I_x - \mu_k)^T (\sum_k + \frac{\varepsilon}{|w_k|} U_3) (I_y - \mu_k)] \right\} \quad (2.11)$$

式(2.11)中 $\delta_{x, y}$ 是克罗内克函数, 当自变量 x, y 两者相等时, 函数输出值为 1, 否则为 0。 ε 与式(2.10)中的 λ 意义相同, 表示规则化参数, μ_k 和 \sum_k 分别表示为是以 k 为中心的窗口 w_k 内大小为 3×1 的颜色值均值矢量和大小为 3×3 的协方差矩阵, $|w_k|$ 表示窗口大小为 w_k 之内的像素总数, U_3 表示一个大小为 3×3 的单位矩阵, 将输入的二维图像 I 转化为一维向量, I_x 和 I_y 分别是其第 x 和 y 的像素值, 式(2.10)的优化通过求解以下稀疏线性系统完成:

$$(L + \lambda U)t = \lambda \tilde{t} \quad (2.12)$$

式(2.12)中, U 和拉普拉斯抠图矩阵 L 是同样大小的单位阵, λ 是一个值很小的参

数，用于控制方程解的精确度。

2.3.5 大气光的估计

光线在大气介质中传播时，由于大气中悬浮颗粒的散射作用，光线向各个方向传播，此时的大气介质如同一个庞大的光源。大气光源主要包括天空的漫反射光线、太阳光和地面反射的光线等。随着目标物体到观测者距离的增加，大气作用的强度也在增加，主要表现为场景点的亮度随着景深的增加而增加。

在雾天条件下拍摄的图像，对比度低，图像模糊，整体呈现灰白色，在成像距离较远的地方由于雾的浓度较大，图像的亮度较高。经研究发现，雾天条件下，环境光起着一定的作用。太阳光，地面反射的光线，天空中弥漫的光线等入射光线受到大气中悬浮颗粒的散射作用，其中一部分光线会到达成像设备，这部分光线被称为大气光。目标物体与成像设备的距离越远，环境光就越容易进入成像设备，从而影响成像效果。目标物体距离成像设备越远，则其在图像上的亮度越高。

在众多关于单幅图像去雾的方法中，研究者通常将图像中最亮的像素作为大气光 A 的估计值，但是这与实际情况并不相符，在实际获得的雾天图像中，最亮的像素可能来自于白色的建筑物或者是白色的车辆而不一定是大气光成分，将最大的像素灰度值假设为大气光 A 的估计值，会导致计算结果出现较大偏差，影响图像的去雾效果。

雾天条件下，图像暗通道的像素灰度值可以近似为雾的估计，从而可以利用暗原色先验知识提高大气光的估计精度：首先，选取暗原色通道中最亮像素的 0.1%，然后将这些像素输入到原始雾天图像中的相应位置，最后，将原始雾天图像中的这些像素中灰度值最大的作为大气光的估计值。将通过此方法求解出的大气光强度 A 代入式 (2.8)，即可求得去雾后的图像。

与只是简单地用图像中灰度值最大的点作为大气光强估计的方法相比，此方法具有更强的鲁棒性。但是，即使增强了大气光强的鲁棒性，对于某些特殊情况，求解出的大气光强并不能反映图像的真实光照情况。例如，待处理的图像中存在大片白色建筑物，而其他景物亮度较低，上述方法选择的大气光强就会落在白色建筑物上。经实验研究发现，白色建筑物上的像素并不能反映图像的真实光照情况，大面积的高像素灰度值会影响大气光强度估计的正确性，导致透射率估计错误，最终导致去雾后的图像中出现过饱和、色彩失真等现象，影响视觉效果。

2.3.6 具体算法

基于暗原色先验的去雾算法流程图可以归纳为如图 2.4 所示：

首先输入采集的雾天图像，根据雾天降质图像的数学模型，求解模型中的大气光强度参数 A 并计算原始雾天图像的暗通道值，基于暗原色先验知识，通过暗通道图像

求得初始透射率 $\tilde{t}(x,y)$ ，由于实际图像中存在天空区域或其他明亮区域，这些区域不满足暗原色先验假设，通过软抠图算法获得优化后的透射率，最后根据雾天降质图像的数学模型求得无雾的清晰图像。

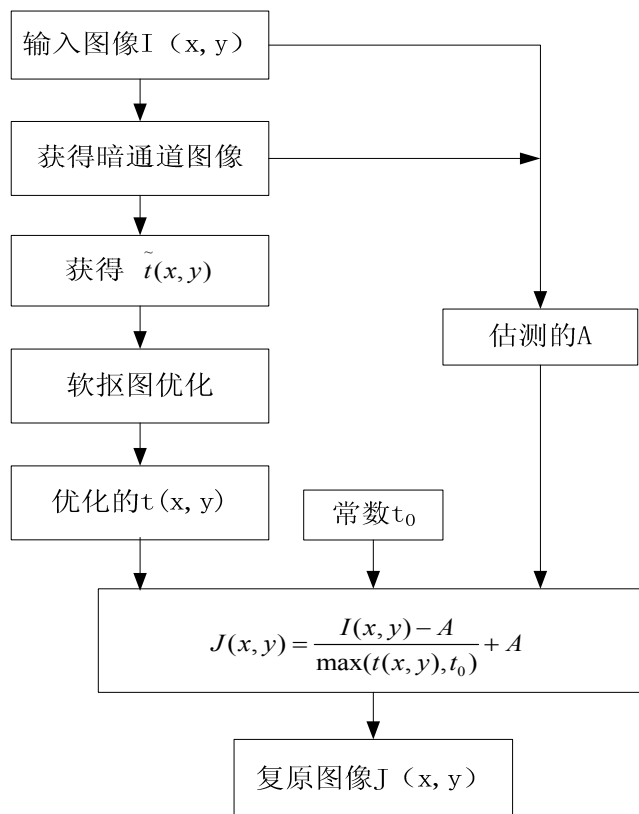


图 2.4 基于暗原色先验的去雾算法流程图

Fig.2.4 Flow chart of defogging algorithm based on dark channel priority

在具体实现并使用以上算法时，瓶颈在于优化透射率 $t(x,y)$ 的软抠图计算，在计算过程中，消耗时间较长，并且不是图像中的所有区域都满足暗原色假设(如图像中的天空区域、湖面或白色物体)，容易导致处理后的图像出现色彩失真，影响图像的视觉效果。

2.3.7 实验结果

由实验结果图可以看出，对于 A 图，图像中无天空区域或其他明亮区域，图像符合暗原色规律，基于暗原色先验的去雾算法处理后的图像较为清晰，色彩流畅、自然。但是对于存在天空区域和明亮水面区域的 B 图像，由于这些区域不满足暗原色先验的假设，算法估算的结果出现较大偏差，处理后的图像出现了色彩失真，图像的左侧天空区域出现淡红色，水面出现黄棕色，处理后的结果图像的视觉效果不理想。

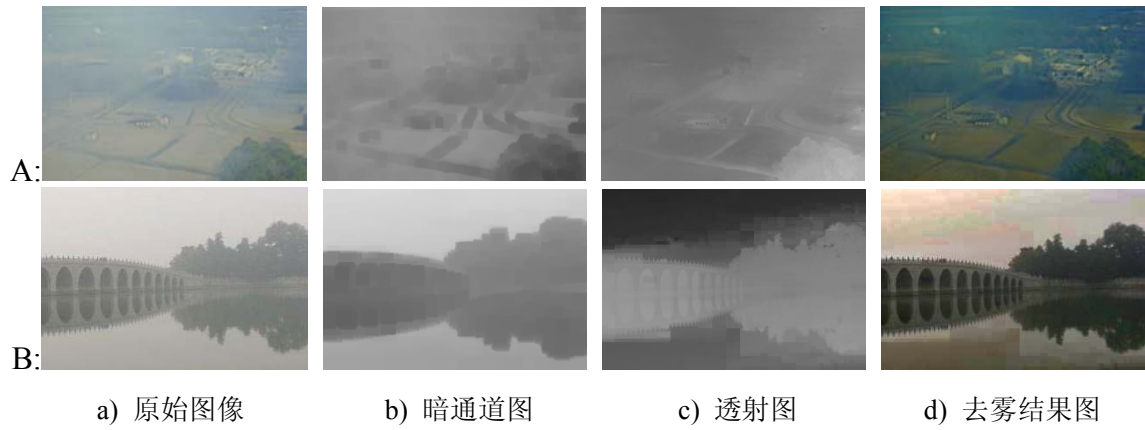


图 2.5 去雾结果

Fig.2.5 The results of defogging images

2.4 改进算法

针对图像中明亮区域不满足暗原色假设，处理后的结果图像色彩失真的情况，引入容差机制改进原有的算法。

若不考虑暗原色假设，根据式(2.4)可以推导出透射率函数的表达式为：

$$t_{actual}(x, y) = \frac{1 - \min_c \left(\min_{(x', y') \in \Omega(x, y)} \left(\frac{I^c(x', y')}{A^c} \right) \right)}{1 - \min_c \left(\min_{(x', y') \in \Omega(x, y)} \left(\frac{J^c(x', y')}{A^c} \right) \right)} \quad (2.13)$$

根据暗原色先验知识，在绝大多数无雾图像的非天空区域，总是存在一些像素点，至少一个颜色通道的值很低，即 $\min_c \left(\min_{(x', y') \in \Omega(x, y)} \left(\frac{J^c(x', y')}{A^c} \right) \right)$ 项接近于 0，(2.13)式中分母等于 1，但是拍摄的图像中往往含有明亮区域，这些明亮区域不满足暗原色假设，所以 $\frac{J^c(x', y')}{A^c}$ 并不接近于 0，从而 $\min_c \left(\min_{(x', y') \in \Omega(x, y)} \left(\frac{J^c(x', y')}{A^c} \right) \right)$ 不为 0，式(2.13)的分母小于 1，所以实际求得的透射率 $t_{actual}(x, y)$ 与基于暗原色先验假设估计得出的透射率并不相等，而是大于原来的估计值。

一幅图像中若存在天空区域或其他明亮区域，这些区域往往呈现为白色，所以 R 、 G 、 B 三个颜色通道的灰度值差异不明显，即有：

$$\Delta^r \approx \Delta^g \approx \Delta^b, \Delta^c = I^c(x) - A^c, c \in \{r, g, b\} \quad (2.14)$$

上式中， Δ^c 为相对颜色值，根据暗原色假设，明亮区域对应的透射率 t 的估计值偏小， Δ^r 、 Δ^g 、 Δ^b 之间的差异即使只有几个像素，在除以很小的 t 之后， R 、 G 、 B 通道间的颜色差异会被放大数倍甚至数十倍，从而导致式(2.8)的计算结果与原图像的色彩产生较大落差，造成处理后的图像出现色彩失真。

为了克服图像色彩失真问题，明亮区域的透射率函数需要进行调整，使得估计的

图像透射率 $\tilde{t}(x,y)$ 更接近实际的透射率 $t_{actual}(x,y)$ 。在不破坏基于暗原色先验知识去雾框架的基础上，引入容差 K ，在 $|I-A|<K$ 的区域重新计算透射率，在 $|I-A|>K$ 的区域保持原来的透射率。 $J(x,y)$ 的计算值重新定义为：

$$J(x,y) = \frac{I(x,y) - A}{\min(\max(\frac{K}{|I(x,y) - A|}, 1) \cdot \max(t(x,y), t_0), 1)} + A \quad (2.15)$$

改进后算法的去雾效果如图 2.6 所示，实验中容差 $K=70$ 。



图 2.6 改进后算法与原算法的实验结果比较

Fig.2.6 Comparison with the previous algorithm

由以上 A、B、C 三组图像中可以看出，引入容差机制后的改进算法能显著的改善原算法的不足，雾天图像得到较好的恢复，图像中的天空区域以及明亮的水面区域均未出现色彩失真，且算法保留了部分远景处的雾气成分，使图像具有深度感，看上去真实。去雾后的图像清晰，色彩流畅、逼真。

2.5 本章小结

本章主要研究了基于大气散射物理模型图像去雾技术中的基于暗原色先验图像去

雾方法，通过对大气散射物理模型和暗原色先验知识的研究、学习，分析原算法的不足之处。暗原色先验并不适用于所有图像，若待处理图像中存在一些明亮区域，如天空、白色建筑物等会对图像暗通道的计算产生影响，最终影响图像去雾的效果。产生此现象的原因在本章节中已经做了解释，主要是由于部分像素的灰度值受到雾的干扰，与大气光的估计值接近，这些受到影响的像素在去雾处理之后变为噪声，从而影响了最终的去雾效果。为解决上述不足，通过引入容差机制，纠正了暗原色先验在图像中明亮区域估计偏小的透射率，避免在处理明亮区域时产生较大偏差。改进后的算法能更好地实现图像去雾的目的，并且去雾后的图像清晰，色彩自然，大幅度提升了视觉效果。

第3章 基于图像增强的去雾方法

3.1 引言

图像增强是数字图像处理技术中最为基本的内容之一。在实际应用中,无论采用何种装置采集的图像,由于噪声、光照、天气等原因,获取的图像视觉效果不理想。例如,雾天获取的图像模糊不清,难以提取细节信息;一幅户外自然风景图像色彩失真严重,视觉效果较差;夜间拍摄的图像,由于光线较暗,图像对比度低,暗处景物难以辨识等。图像增强技术的目的是将图像转化为一种更适合于人或计算机进行分析处理的形式,通过相关算法的处理,使图像的动态范围扩大,拉伸图像对比度,突出图像中研究者感兴趣区域的细节信息,为图像的进一步处理和分析奠定基础。

雾天图像可以看作是清晰图像中引入了低频噪声,图像的灰度集中分布在某个区域,图像的对比度低,视觉效果较模糊。图像去雾的目的主要是去除图像中的噪声(即雾),提高图像的对比度,从而恢复出清晰的无雾图像。

基于图像增强的去雾技术以其方法简单、有效而得到较为广泛的应用。

本章主要研究图像增强技术中常用的直方图均衡、同态滤波、小波变换方法在图像去雾中的应用,重点研究基于 Retinex 理论的图像去雾算法,介绍 Retinex 算法中的单尺度、多尺度以及带彩色恢复的 Retinex 算法。通过对各算法原理的研究和实验结果对比分析,总结各算法的优势与不足。

3.2 基于直方图均衡化的雾天图像增强技术

直方图是多种空间处理技术的基础。图像的直方图是图像的重要统计特征,是表示一幅数字图像中每一灰度级与该灰度级出现的频数间的统计关系。直方图均衡化是传统的图像增强理论中常用的方法,图像中原本灰度级集中的区域经直方图均衡处理后均匀分布,从而增大反差,使图像细节清晰,它的根本目的是改善图像的对比度。直方图均衡分为全局直方图均衡和局部直方图均衡。全局直方图均衡主要是通过拉伸图像灰度值的动态范围达到图像整体对比度增强,局部直方图均衡化是针对图像内部细节进行增强处理从而达到图像局部对比度增强。直方图在软件中计算简单,而且有助于商用硬件的实现,因此已成为实时图像处理的一种流行工具。

3.2.1 直方图均衡化

直方图均衡化是把一幅已知灰度概率分布的图像经过变换,使之变成灰度概率分

布均匀的新图像。它是以累积分布函数变换法为基础的直方图修正方法，其计算过程如下：

(1) 首先通过对原始图像的研究分析，列出其灰度级 $f_j, j=0,1,\dots,k,\dots,L-1$ ，其中， L 是原始图像中灰度级的总数量。

(2) 根据原始图像的灰度级分布，统计出分布在不同灰度级的像素个数 n_j ，其中 $j=0,1,\dots,k,\dots,L-1$ 。

(3) 计算原始图像的直方图，即各个灰度级中的像素个数占图像中像素总数的比重 $P_f(f_j) = \frac{n_j}{n}, j=0,1,\dots,k,\dots,L-1$ ，其中， n 为原始图像中像素总个数。

(4) 计算原始图像的累积直方图 $C(f) = \sum_{j=0}^k P_f(f_j), j=0,1,\dots,k,\dots,L-1$ 。

(5) 利用灰度变换函数计算变换后图像的灰度值 $g_i, i=0,1,\dots,k,\dots,P-1$ ，其中， P 为变换后图像灰度级的总个数，并四舍五入取整：

$$g_i = \text{INT}[(g_{\max} - g_{\min})C(f) + g_{\min} + 0.5] \quad (3.1)$$

式(3.1)中， INT 为取整符号。

(6) 确定灰度变换关系 $j \rightarrow i$ ，据此将原始图像的灰度值 $f(m,n)=j$ 修正为 $g(m,n)=i$ 。

(7) 统计经灰度变换后的各灰度级的像素个数 n_i ，其中 $i=0,1,\dots,k,\dots,P-1$ 。

(8) 计算变换后图像的直方图 $P_g(g_i) = \frac{n_i}{n}, i=0,1,\dots,k,\dots,P-1$ 。

经直方图均衡处理后的图像直方图趋向于平坦，灰度级减少，灰度合并；变换后含有像素较多的灰度级间隔被拉大，像素少的灰度级被压缩，实际视觉能够接收的信息量得以增加。

直方图均衡化算法实现简单，能够扩大灰度值的动态范围，提高图像的对比度，但是仍存在一定的缺陷。直方图是近似的概率密度函数，所以直方图均衡处理只是近似的，由于数字图像灰度取值的离散性，计算过程中用到四舍五入的方法使变换后的新图像中的灰度级数量会比原图像中的灰度级数量少，从而造成新图像中的部分信息丢失。不同的灰度变换后的灰度可能相同，造成伪轮廓。

雾天采集到的图像亮度较高，呈现泛白发灰的状态且对比度较低，直方图分布较集中。直方图均衡法在处理场景处于同一深度的图像时能获得较好的处理效果，但实际获得的图像中景物的深度往往并非一致，直方图均衡法难以反映景深多变的图像中局部景深的变化，难以获得令人满意的视觉效果。

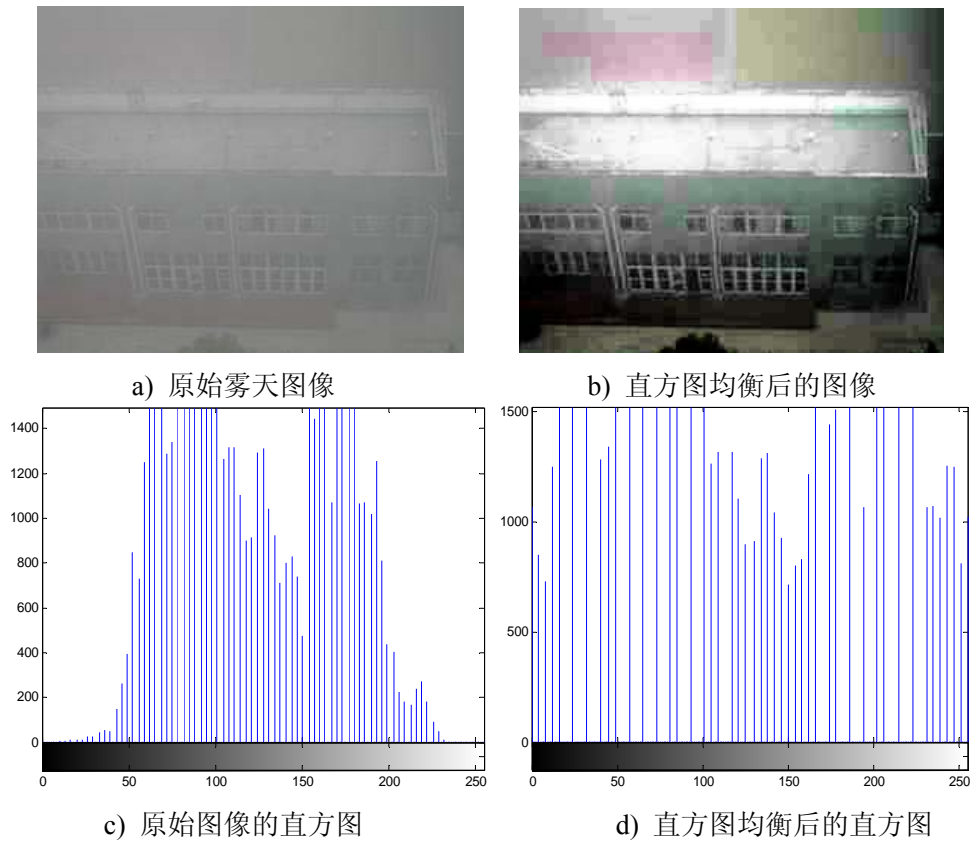


图 3.1 直方图均衡化处理结果

Fig.3.1 The results of histogram equalization

3.2.2 局部直方图均衡化

全局直方图均衡方法在某种意义上，像素被基于整幅图像的灰度分布的变换函数修改。虽然这种全局方法适用于整幅图像的增强，但是存在这样的情况，增强图像中小区域的细节也是需要的。这些区域中，一些像素的影响在全局变换的计算中可能被忽略了，因为全局变换没有保证期望的局部增强。解决方法是以图像中每个像素的邻域中的灰度分布为基础设计变换函数，即引入局部直方图均衡化方法。

局部直方图均衡化，也称为块重叠直方图均衡化，是一种标准的自适应直方图均衡化方法(AHE)。局部直方图均衡化的基本思想是将直方图均衡化运算分散到图像的所有局部区域，通过局部运算的叠加自适应地增强图像局部信息。

局部直方图均衡化的过程是定义一个邻域，并把该区域的中心从一个像素移至另一个像素。在每个位置，计算邻域中的点的直方图，并且得到的不是直方图均衡化，就是规定化变换函数。这个函数最终用于映射邻域中心像素的灰度。然后，邻域的中心被移至一个相邻像素位置，并重复该过程。

局部直方图均衡化可以根据图像的局部信息进行直方图均衡化，处理后的图像增强效果往往比全局直方图均衡化好。雾天条件下采集的图像通常场景深度信息多变且

无法确定，采用局部直方图均衡化算法能够大幅度降低场景深度信息对图像增强处理过程中产生的影响，从而对图像中的局部区域进行较好的对比度增强，获得较大的动态范围，达到图像清晰化的目的。但是由于该方法在执行过程中需要进行逐点计算，所以耗时较长，且易产生块状效应。

3.2.3 实验结果分析

本章实验的硬件环境为 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU, 2.93GHz, 内存 2G; 软件平台为 MATLAB(R2008a)。局部直方图均衡算法中的邻域大小为 7×7 的窗口。

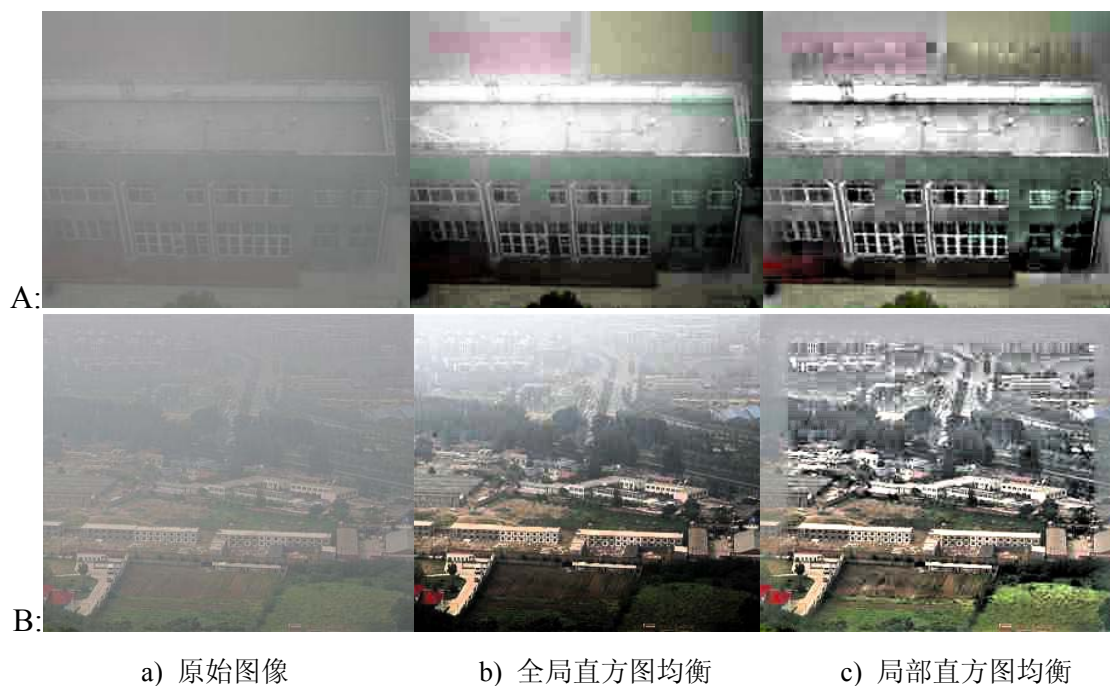


图 3.2 直方图均衡方法的去雾结果

Fig.3.2 The result of defogging by histogram equalization

从以上 A、B 两组实验结果图可以看出：A、B 组处理后图像明显比原始雾天图像清晰，经全局直方图处理后的图像在景深多变处难以显示图像细节信息(如 A 组中房屋的窗户以及房屋前面的植物，B 组图像中的植被)，经局部直方图均衡处理后的图像细节信息突出，但是易出现块状效应且算法耗时较长。

3.3 基于同态滤波的雾天图像增强

同态滤波是一种在频域中将图像动态范围进行压缩并将图像对比度进行增强的方法，它以图像的入射/反射分量模型作为频率域处理的基础，主要通过压缩图像的亮度范围和增强图像的对比度从而达到改善图像质量的目的。同态滤波是基于图像的成像模型。

3.3.1 同态滤波原理

一幅图像 $f(x,y)$ 可以用它的入射光分量和反射光分量来表示，其关系式如下：

$$f(x,y) = i(x,y) \times r(x,y) \quad (3.2)$$

式(3.2)中，入射光分量 $i(x,y)$ 由照明源决定，即它与光源有关，通常用来表示图像中变化缓慢的背景信息，可直接决定一幅图像中像素能达到的动态范围^[40]。而反射光分量 $r(x,y)$ 则是由物体本身特性决定的，它表示灰度的急剧变化部分，如两个不同物体的交界部分、边缘部分等。入射光分量与傅里叶平面上的低频分量相关，而反射光分量则与其高频分量相关。式(3.2)不能直接用于对照射和反射的频率分量进行操作，因为乘积的傅里叶变换不是变换的乘积，即：

$$F[f(x,y)] \neq F[i(x,y)] \times F[r(x,y)] \quad (3.3)$$

然而，假设定义：

$$z(x,y) = \ln[f(x,y)] = \ln[i(x,y)] + \ln[r(x,y)] \quad (3.4)$$

则有

$$F[z(x,y)] = F[\ln(f(x,y))] = F[\ln(i(x,y))] + F[\ln(r(x,y))] \quad (3.5)$$

或

$$Z(u,v) = F_i(u,v) + F_r(u,v) \quad (3.6)$$

式(3.6)中， $F_i(u,v)$ 和 $F_r(u,v)$ 分别是 $\ln(i(x,y))$ 和 $\ln(r(x,y))$ 的傅里叶变换。

可以用一个滤波器 $H(u,v)$ 对 $Z(u,v)$ 滤波，故有：

$$S(u,v) = H(u,v)Z(u,v) = H(u,v)F_i(u,v) + H(u,v)F_r(u,v) \quad (3.7)$$

在空域中，滤波后的图像是：

$$s(x,y) = F^{-1}[S(u,v)] = F^{-1}[H(u,v)F_i(u,v)] + F^{-1}[H(u,v)F_r(u,v)] \quad (3.8)$$

由定义可知：

$$i'(x,y) = F^{-1}[H(u,v)F_i(u,v)] \quad (3.9)$$

$$r'(x,y) = F^{-1}[H(u,v)F_r(u,v)] \quad (3.10)$$

式(3.8)可以表示为如下形式：

$$s(x,y) = i'(x,y) + r'(x,y) \quad (3.11)$$

最后因为 $z(x,y)$ 是通过取输入函数的自然对数形成的，可以通过取滤波后的结果的指数这一反处理来形成输出图像：

$$g(x,y) = e^{s(x,y)} = e^{i'(x,y)} e^{r'(x,y)} = i_0(x,y) r_0(x,y) \quad (3.12)$$

其中， $i_0(x,y) = e^{i'(x,y)}$ 表示输出图像的照射分量， $r_0(x,y) = e^{r'(x,y)}$ 表示输出图像的反射分量。

同态滤波的步骤可以归纳如下图所示：

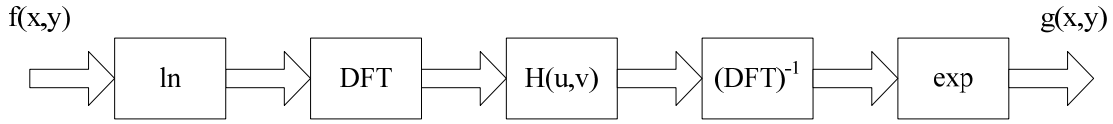


图 3.3 同态滤波增强处理流程图

Fig.3.3 Flow chart of homomorphic filtering algorithm

图像的照射分量通常以空间域的缓慢变化为特征，而反射分量往往引起突变，特别是当处理的图像是内容丰富多变的自然场景图。这些特性导致图像取对数后的傅里叶变换的低频成分与照射相联系，而高频成分与反射相联系。虽然这些联系只是粗略的近似，但是它们用在图像滤波中是有益的。根据这些特征可以把图像经过傅里叶变换后的低频部分与照射分量联系起来，高频部分与反射分量联系起来。

使用同态滤波器可以更好的控制照射分量和反射分量。这种控制需要制定一个滤波器函数 $H(u,v)$ ，它可选用不同的可控方法影响傅里叶变换的低频和高频分量。选取适当的滤波器函数 $H(u,v)$ 对图像进行对比度增强和动态范围的压缩， $H(u,v)$ 的形式可以定义为如下所示：

$$H(u,v) = (\gamma_H - \gamma_L)[1 - e^{-c(D^2(u,v)/D_0^2)}] + \gamma_L \quad (3.13)$$

其中， $D(u,v) = [(u-M/2)^2 + (v-N/2)^2]$ ， M 、 N 是滤波器的长宽。常数 c 控制函数坡度的锐利程度，它在 γ_L 和 γ_H 之间过度。若 $\gamma_L < 1$ 并且 $\gamma_H > 1$ ，则滤波器 $H(u,v)$ 一般会减少低频的贡献，即照度的贡献，同时增加高频的贡献，即反射的贡献。

基于同态滤波的图像去雾的思路是根据雾覆盖的信息通常在频率域分布在低频部分，通过傅里叶变换将图像转换到频率域，然后用高通滤波器对图像进行滤波，去除雾所在的低频信息，保留图像的高频(细节)信息，并对处理结果进行增强，以达到较好的视觉效果。

3.3.2 实验结果分析

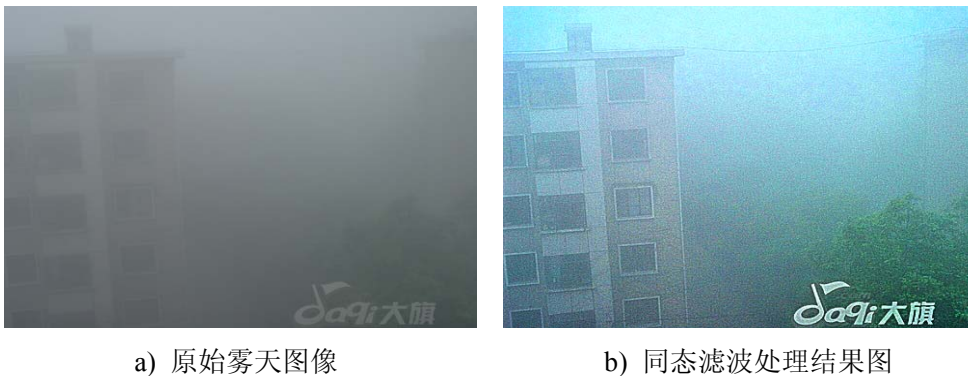


图 3.4 同态滤波结果图

Fig.3.4 The result image of homomorphic filtering

图 3.4 给出同态滤波算法去雾的效果图。从图像中可以看出，经同态滤波处理后

的图像比原始雾天图像清晰，整体对比度有所提高，但是雾的残留成分较多，局部细节信息不突出，远处的建筑物以及两栋建筑物之间的景物仍难以辨识，去雾后的图像视觉效果不理想。

3.4 基于小波变换的雾天图像增强

小波变换是 20 世纪 80 年代中后期逐渐发展起来的一种新的数学工具，在时域和频域同时具有良好的局部化特征，能弥补傅里叶变换不能描述随时间变化的频率特性的不足。利用小波的多分辨率分析特性既可以高效地描述图像的平坦区域，又可以有效地表示图像信号的局部突变。小波分析在图像处理方面的应用十分广泛，可以用于图像压缩、分类识别、去除噪声等；在医学成像方面，它用于减少 B 超、CT、核子共振成像的时间，提高分辨率等。

3.4.1 小波变换的由来和作用

虽然自 20 世纪 50 年代末起，傅里叶变换一直是基于变换的图像处理的基石，但是近年来，一种新的称为小波变换的变换使得压缩、传输和分析图像变得更为容易。小波变换(Wavelet Transform)的概念是由法国科学家 J.Morlet 提出的，是他在分析处理地球物理勘探资料时通过物理的直观和信号处理的实际需要经验建立的反演公式，但是当时并未得到数学家的认可。1985 年，法国著名数学家 Y. Meyer 构造出一个真正的小波基，此后，小波被证明是一种全新的且有效的信号处理和分析方法，称为多分辨率理论的基础。小波变换是继傅里叶变换之后又一里程碑式的信号处理方法，已广泛应用于图像处理、量子物理、数据压缩以及信号分析等许多领域。

与傅里叶变换相比，小波变换是空间(时间)和频率的局部变换，因而能够有效地从信号中提取信息。小波变换在继承和发展短时傅里叶变换局部化的思想的同时，又克服了短时傅里叶变换中窗口大小不随频率变化的缺点，能够提供一个随频率改变的时间—频率窗口，是进行信号时频分析和处理的理想工具。

小波变换可以描述为：首先对一个基本小波的函数 $\psi(t)$ 进行位移处理，位移为 τ ，然后在不同尺度 a 下与待分析的信号 $x(t)$ 做内积：

$$WT_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad a > 0 \quad (3.14)$$

式(3.14)等效的频域表达式为：

$$WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \psi^*(a\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (3.15)$$

式(3.15)中， $X(\omega)$ 、 $\psi(\omega)$ 分别是 $x(t)$ 和 $\psi(t)$ 的傅里叶变换。

3.4.2 二维小波变换

二维连续小波基函数定义为：

$$\psi_{ab_xb_y}(x,y) = \frac{1}{|a|} \psi\left(\frac{x-b_x}{a}, \frac{y-b_y}{a}\right) \quad (3.16)$$

二维连续小波变换是：

$$W_f(a,b_x,b_y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) \psi_{ab_xb_y}(x,y) dx dy \quad (3.17)$$

二维连续小波变换逆变换为：

$$f(x,y) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f(a,b_x,b_y) \psi_{ab_xb_y}(x,y) db_x db_y \frac{da}{a^3} \quad (3.18)$$

二维离散小波变换是一维离散小波变换的推广，其实质上是將二维信号在不同尺度上分解，得到原始信号的近似值和细节值。由于信号是二维的，因此分解也是二维的。分解的结果为：近似分量 cA 、水平细节分量 cH 、垂直细节分量 cV 和对角细节分量 cD 。

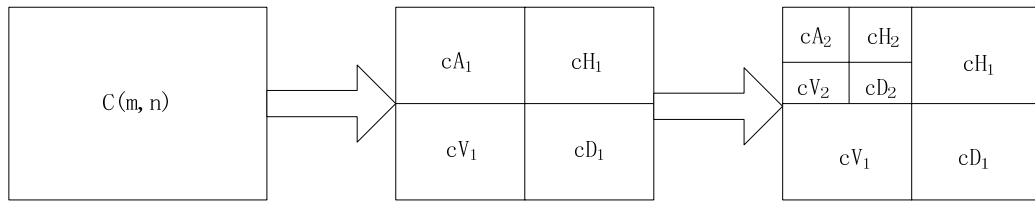


图 3.5 小波图像分解过程

Fig.3.5 The image decomposition course by wavelet transform

可以利用小波分解，将原始图像中高频分量与低频分量进行不同尺度的分离，然后采用不同的方法增强不同频率范围内图像的细节信息，突出不同尺度细节，达到改善图像视觉效果的目的。在实际应用中，可以根据噪声水平和感兴趣的细节所在尺度，选用不同的阈值和增强系数对分解后的图像进行重构。

3.4.3 阈值函数

在小波阈值去噪方法中，阈值函数体现了对小波分解稀疏的不同处理策略以及不同的估计方法，阈值函数的选取通常有两种：硬阈值与软阈值。

硬阈值函数的数学表示为：

$$\tilde{c}_{ij} = \begin{cases} c_{ij}, & |c_{ij}| \geq \lambda \\ 0, & |c_{ij}| < \lambda \end{cases} \quad (3.19)$$

式(3.19)中， λ 为阈值， c_{ij} 为原始小波系数， \tilde{c}_{ij} 为处理后的小波系数。

通常采用硬阈值函数处理，可以较好地保留图像信号的尖锐特性，如图像的边缘、孤立点等局部特征，由于硬阈值函数在 $-\lambda$ 和 λ 处是不连续的。容易导致图像出现伪吉布斯效应等视觉失真现象，失去原始图像信号的光滑性。

软阈值函数的数学表示为：

$$\tilde{c}_{ij} = \begin{cases} c_{ij} - \lambda, & c_{ij} \geq \lambda \\ 0, & |c_{ij}| < \lambda \\ c_{ij} + \lambda, & c_{ij} \leq -\lambda \end{cases} \quad (3.20)$$

采用软阈值方法处理，图像信号的整体连续性好，相对较平稳，但是由于实际值与估计值之间存在恒定偏差，影响估计图像信号与真实图像信号的逼近程度，且处理后的图像容易出现边缘模糊等失真现象。

小波阈值去噪方法的一个关键因素是阈值的选取，若阈值选取过小，不能将噪声去除的较彻底，导致处理后的图像中噪声残留较多；若阈值选取过大，在去除噪声的同时图像中的一些重要特征也会被滤除，导致图像信息丢失。直观上看，对于给定的小波系数，噪声越大，选取的阈值也应该越大。对于雾天图像阈值可以选择为图像均值的相关函数。

3.4.4 小波阈值去雾的结果

基于小波变换的图像去雾的思路主要是将雾看作图像噪声，利用小波阈值去噪方法的原理实现图像去雾。以下实验是对一幅图像采用 sym4 小波进行两层分解，并分别采用硬阈值和软阈值的方法进行图像去雾。

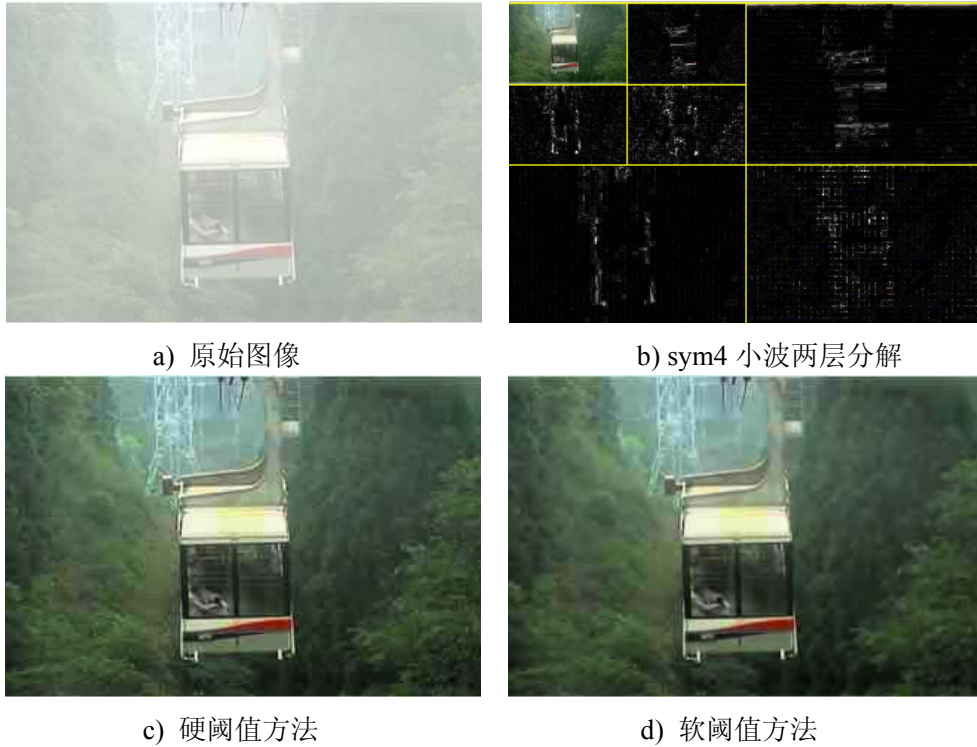


图 3.6 小波阈值去雾

Fig.3.6 Defogging by wavelet threshold

实验中的阈值为系统默认值，(b)图是原图像经过两层小波分解得到，从图中可以看到图像的细节信息分布在高频部分，低频分量为图像的近似值。(c)图是采用硬阈值去雾的结果图，硬阈值函数由于其不连续性，使处理后的图像在边缘处发生振铃、伪吉布斯效应，如图中吊车的两侧以及远处吊梯的边缘。(d)图是采用软阈值去雾的结果图，软阈值由于对系数的估计是有偏的，这导致了处理后的图像会产生过分平滑，使图像呈现较模糊状态。

3.5 基于 Retinex 算法的雾天图像增强

Retinex 是由视网膜(Retina)和大脑皮层(Cortex)两个词组合而成。Retinex 理论是由 Edwin.H. Land 在 1971 年提出的，该理论又被称为视网膜皮层理论，主要用来解释人类视觉系统的颜色恒常性^[41]。颜色恒常性是指当照射物体表面的颜色光变化时，人们对该物体表面颜色的认知不随外界照射光颜色的变化而改变，而是保持原有的颜色认知。同一物体在不同光源或光线的照射下颜色是恒定不变的，即物体的颜色是由物体本身的反射属性决定的，而不是由入射光决定的。

Retinex 理论^[42-44]认为人类的视觉系统感受到的颜色信息是由物体表面的反射性质决定的，与光源的强度和无关。光源引起的颜色变化是平缓的，一般表现为较平滑的照射梯度，而由反射光引起的颜色变化则通常是剧烈的。表示图像中的细节信息。通过区分这两种不同的变化形式，人类视觉系统可以把视觉信息区分为照度变化信息和物体的本质信息，通过计算照度变化信息获得物体的本质信息，最终还原物体的本来面貌，形成颜色恒常性。

由于各种原因 Retinex 算法没有得到很好的推广，直到 20 世纪 80 年代初期美国宇航局下属的一个研究机构(Nasa's Langley Research Center) 在处理航拍图像时采用了 Retinex 算法，增强了图像的对对比度，突出图像细节信息，达到了较好的图像增强效果。此后，人们认识到 Retinex 算法的可靠性和有效性，从此 Retinex 理论被广泛的运用在数字图像处理领域。近年来 Retinex 算法的应用范围越来越广泛，产生了许多关于 Retinex 算法的改进算法。下图是 Retinex 算法的一般流程：

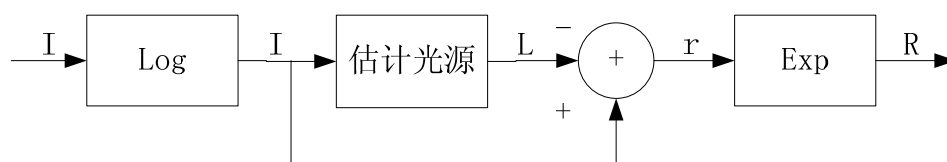


图 3.7 Retinex 算法的一般流程图

Fig.3.7 The basic flow of Retinex algorithm

3.5.1 单尺度 Retinex 算法

根据 Retinex 理论, 人眼感知物体的亮度取决于环境的照明和物体表面对照射光的反射^[45], 其数学表达式为:

$$I(x, y) = L(x, y) \times R(x, y) \quad (3.21)$$

式(3.21)中, $I(x, y)$ 代表成像设备采集到的图像信号; $L(x, y)$ 代表环境光的照射分量; $R(x, y)$ 表示携带图像细节信息的目标物体的反射分量。在一幅图像中, 入射光影响图像整体亮度, 决定图像动态范围的大小, 而物体的反射性质决定图像的本质特征, 所以 Retinex 算法的思想是首先从图像中估算出照射分量, 然后用原始图像信号减去图像的照射分量, 得到反映图像景物细节信息的反射分量。

式(3.21)两边取对数, 在对数域用原始图像信号减去图像的照射分量得到图像的反射分量:

$$\lg[R(x, y)] = \lg[I(x, y)] - \lg[L(x, y)] \quad (3.22)$$

单尺度 Retinex 算法使用高斯滤波器来估计图像的照射分量 $L(x, y)$:

$$L(x, y) = F(x, y) * I(x, y) \quad (3.23)$$

式(3.23)中, $F(x, y)$ 表示中心/围绕函数, 通常为高斯函数 $F(x, y) = Ke^{-(x^2+y^2)/\sigma^2}$, K 为归一化函数确定的系数, σ 为高斯函数的尺度参数, $*$ 表示卷积。

高斯滤波是图像处理中被广泛应用的线性滤波技术, 它通常可以降低图像噪声、降低细节层次。高斯滤波器的作用原理是利用当前像素邻域的加权平均值代替该点的像素值, 而滤波器的权值随着该点与中心点的距离变化单调增减。经高斯滤波处理后的图像边缘变得模糊(见图 3.9), 这是由于滤波器的作用仅仅取决于图像中像素之间的距离, 而与图像的内容无关, 因此高斯滤波器不具备识别、保持图像边缘的功能。

式(3.23)中, 卷积的结果对应图像中照射分量的估算, 通过计算像素与周边区域的加权平均来估算照度图像, 用原始图像减去照度图像得到物体的反射图像, 保持了颜色恒常。中心/围绕函数 $F(x, y)$ 在应用中为低通滤波函数, 通过卷积运算得到的图像照射分量对应于原始图像的低频分量, 从原始图像中减去低频分量, 得到原始图像中的高频分量, 对应于图像中的细节信息(即边缘信息)。由于人眼对边缘处的高频信息比较敏感, 所以处理后的图像能很好地实现边缘增强。

这样第 i 个颜色分量经 Retinex 算法处理后得到的反射分量 $R_i(x, y)$ 可表示为:

$$\begin{aligned} R_i(x, y) &= \lg I_i(x, y) - \lg[F(x, y) * I_i(x, y)] \\ &= \lg \{I_i(x, y) / [F(x, y) * I_i(x, y)]\}, \\ &i \in \{R, G, B\} \end{aligned} \quad (3.24)$$

参数 σ 的取值对单尺度 Retinex 算法的性能影响较大。 σ 取值较小时, 高斯模板较小, 高斯函数表现为相对陡峭, 估计入射分量时能较好地完成图像动态范围的压缩, 图像中的细节信息得到有效的增强, 但是易造成输出图像颜色失真; σ 取值较大时,

高斯模板较大，高斯函数表现为相对平缓，估计入射分量时色感一致性较好，但是动态压缩能力较差，易损失图像的细节信息。因此，基于单一尺度参数 σ 的单尺度 Retinex 算法在处理图像时不能同时保证细节增强与颜色保真。

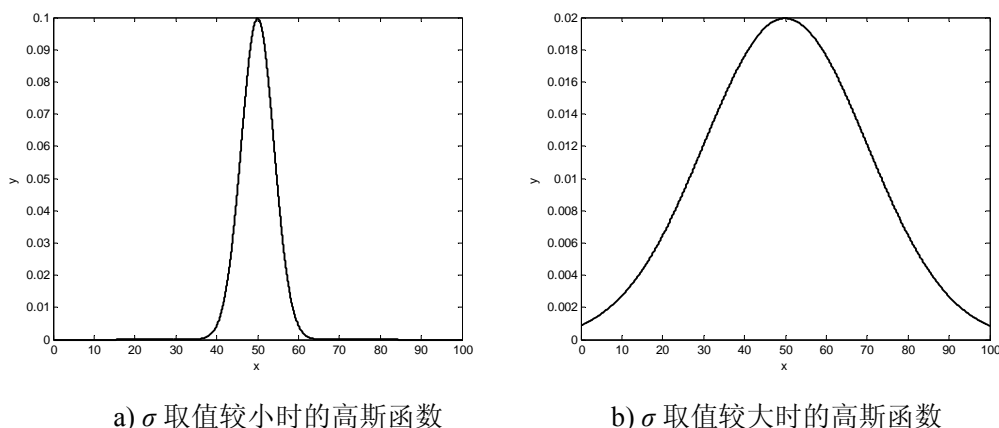


图 3.8 不同 σ 值的高斯曲线

Fig.3.8 Gaussian curve with different value of σ

以下为对一幅图像采用相同大小的窗口、不同 σ 值的高斯滤波器进行滤波的结果图像：

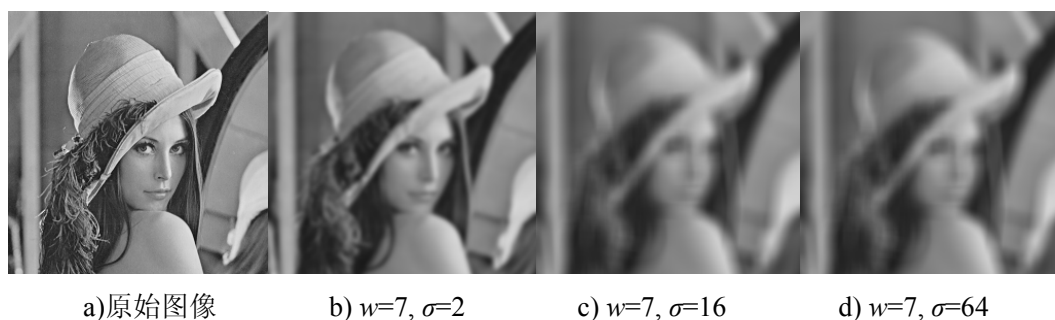


图 3.9 不同 σ 值的高斯滤波结果

Fig.3.9 The result of gaussian filtering with different value of σ

由以上滤波结果图可以看出，随着 σ 值的逐渐增大，滤波后的图像更加平滑，图像的边缘信息损失也逐渐严重。

SSR 算法去雾结果如图 3.10 所示，实验中对两幅不同图像采用不同尺度的 SSR 算法处理，通过对实验结果图像的观察、对比，分析在具体应用中尺度参数 σ 对 SSR 算法的影响，以及 SSR 算法的去雾效果。

实验中，A 组原始雾天图像中边缘信息较多(即灰度突变处较多)，例如，天空与山的交界处、地面与水面的交界处以及近景与远景的交界处。B 组原始雾天图像光照均匀，图像中灰度突变较少。从 A、B 两组去雾结果图中可以看出，尺度 σ 直接决定着 SSR 的性能。 σ 越小，图像中的暗区域细节能得到更好的增强，但是曝光不足，且输出图像的色彩失真较严重； σ 越大，输出图像的色彩保真度较好，曝光较充足，但

是图像的动态压缩能力减弱。A组处理后的图像，在图像边缘处出现明显的光晕，B组图像由于光照较均匀，没有产生光晕现象，但是处理后的图像存在色彩失真问题。

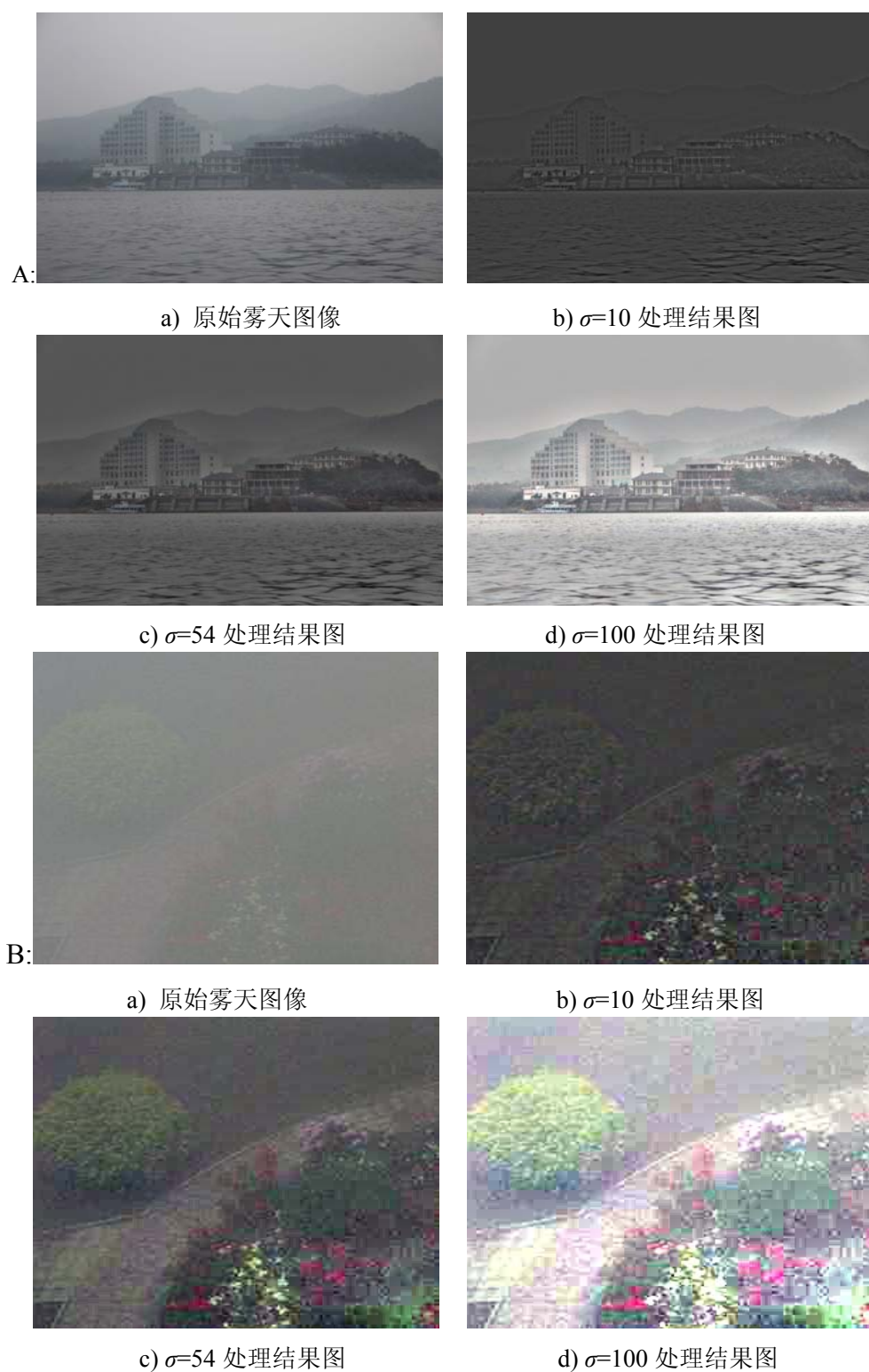


图 3.10 不同 σ 值的 SSR 去雾结果

Fig.3.10 Defogged images by SSR algorithm with different value of σ

3.5.2 多尺度 Retinex 算法

为了弥补单尺度 Retinex 算法由于尺度参数单一，难以在动态范围压缩和色感一致性上取得平衡这一不足，在单尺度 Retinex 算法的基础上，提出了多尺度 Retinex(Multi Scale Retinex, MSR)增强算法。该算法对一幅图像进行多个尺度的 SSR 运算，再将各输出结果线性叠加，使输出结果得到改善。MSR 算法可用公式(3.25)描述：

$$R_i(x, y) = \sum_{i=1}^K W_K \{ \lg I_i(x, y) - \lg [F_K(x, y) * I_i(x, y)] \}, i \in \{R, G, B\} \quad (3.25)$$

式(3.25)中： W_K 表示和 F_K 相关的权重系数； K 表示中心/围绕函数的个数，一般选取高、中、低3个尺度。本文实验中， $K=3$ ， $W_1=W_2=W_3=1/3$ 。

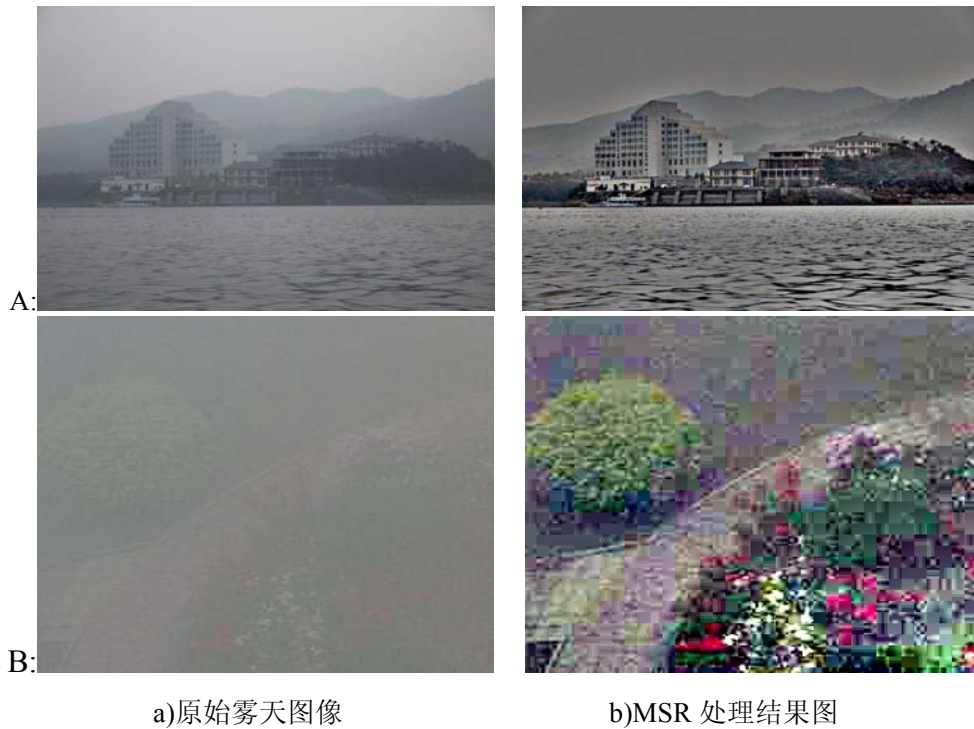


图 3.11 MSR 去雾结果图

Fig.3.11 Defogged images by MSR algorithm

实验中，MSR 算法的高、中、低三个尺度值分别为 167、54、10。从实验结果图中可以看出，MSR 算法能较好的改善 SSR 算法的不足，突出图像的细节信息，亮度适中，图像的对比度较高，能在一定程度上抑制光晕，但是处理后的图像仍然存在色彩失真的情况。

3.5.3 带彩色恢复的 Retinex 算法

虽然 MSR 算法能在一定程度上抑制光晕伪影，并且具有较好的锐化效果，但是，原始图像中的 R 、 G 、 B 三个分量之间的比例关系经过 MSR 算法增强之后发生变化，

从而导致处理后的图像出现色彩失真的情况。

为了改进 MSR 算法在色彩保真度上的不足, Jobson 等人提出了以中心/环绕空间对立说为基础的带彩色恢复的 Retinex(multi-scale-Retinex with color restoration, MSRCR)^[46,47]算法, 该算法可以表示为:

$$\hat{f}_{MSRCR_i}(x, y) = C_i(x, y) \hat{f}_{MSR_i}(x, y), \quad i \in \{R, G, B\} \quad (3.26)$$

式(3.26)中, $\hat{f}_{MSRCR_i}(x, y)$ 表示 MSRCR 算法的结果图像; $C_i(x, y)$ 表示图像恢复的权值, $C_i(x, y)$ 的表示形式如下:

$$C_i(x, y) = b \times \log \left[a \times \frac{f_{MSR_i}(x, y)}{\sum_{j \in \{R, G, B\}} f_{MSR_j}(x, y)} \right], \quad i \in \{R, G, B\} \quad (3.27)$$

式(3.27)中, b 作为增益常数, a 控制非线性变换的强度。

因为 MSRCR 算法是基于原始图像的色彩进行恢复, 若图像原本的色彩信息已经受到较严重的破坏, 经 MSRCR 处理后的图像效果不佳, 若图像有丰富的色彩信息且未遭到破坏, 处理后的图像效果较好。

根据图 3.12 实验结果图像可以看出经 MSRCR 算法处理后的图像对比度较高、细节信息突出, 图像的质量得到较好的改善。A 组原始雾天图像在薄雾天气条件下获得, 图像的色彩信息保持较好, 经 MSRCR 算法处理后的结果图像的色彩流畅, 与原图像的色彩基本一致。B 组原始雾天图像在浓雾天气条件下获得, 图像的色彩信息损失较严重, 经 MSRCR 算法处理后的图像色彩过于鲜明, 显的不真实并且出现了染色现象, 如花坛的边缘瓷砖被染成了紫色。

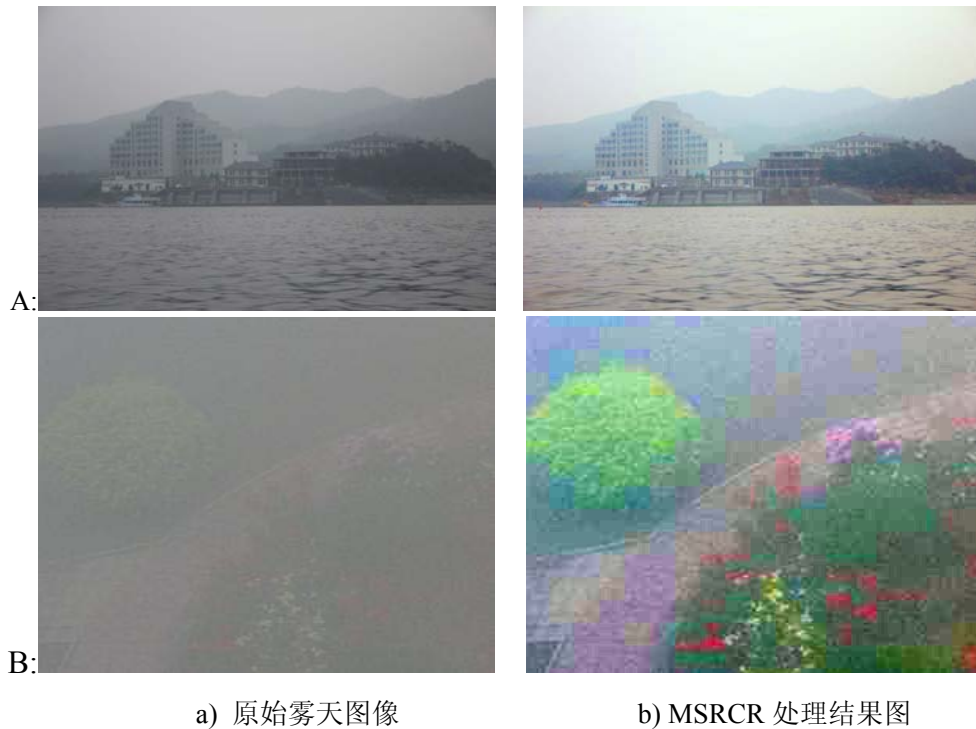


图 3.12 MSRCR 去雾结果图

Fig.3.12 Defogged images by MSRCR algorithm

3.6 本章小结

本章介绍了基于图像增强方法的去雾技术中的直方图均衡方法、同态滤波法、小波变换法以及 Retinex 增强算法，通过对算法原理与实验结果分析可知：全局直方图均衡算法简单，对单景深图像的复原效果较好，但是难以反映景深多变的图像中的局部信息变化；局部直方图均衡算法能较好的增强局部信息但是由于要对图像中的像素逐点进行运算，算法耗时较长，并且处理后的图像中存在局部块状效应；同态滤波算法原理简单，主要通过两次傅里叶变换采用适合的高通滤波器对图像进行滤波，保留反映图像细节信息的高频分量，将雾看作低频噪声滤除。同态滤波算法能较好的保持图像的原始面貌，增强图像的全局对比度，但是不能有效增强图像的局部细节信息，导致处理后的图像细节信息不突出，视觉效果不理想；小波变换算法能较好地增强图像的细节，但是无法解决图像过亮、过暗或是光照不均的情况；Retinex 算法可以改善图像颜色恒常性，提高图像对比度，有效地显示图像中暗区域的细节信息，但是处理后的图像易产生边缘模糊、色彩失真。分析比较各种算法，Retinex 算法有较大的发展空间，值得深入研究、探讨。

第4章 图像去雾的小波域 Retinex 算法

4.1 引言

由以上章节可知, Retinex 算法在图像去雾处理中取得了较好的效果,但是仍然存在易造成光晕伪影、边缘模糊、算法复杂度高以及处理后的图像出现颜色失真等问题。考虑到小波多分辨率分析特性既可以高效地描述图像的平坦区域,又可以有效地表示图像信号的局部突变的特点,以及 Retinex 算法能够实现图像全局亮度调整和整体对比度提升的特性,本章提出了一种图像去雾的小波域 Retinex 算法。首先通过对 RGB 和 HSV 两种色彩模型的分析比较,确定 HSV 色彩模型在图像色彩的保真处理上具有更好的效果。该算法将原始雾天图像由 RGB 色彩空间转换到 HSV 空间,保持图像的色调分量 H 不变,对饱和度分量 S 进行分段对数拉伸,将图像的亮度分量 V 变换到小波域,对 V 分量中雾主要分布的低频区域进行单尺度 Retinex 算法处理,对景物细节主要分布的高频区域进行锐化增强,从而达到去除图像中雾的成分,增强图像细节信息的目的。针对 Retinex 算法中使用高斯滤波易造成图像边缘模糊和光晕伪影的缺陷,改进算法中采用一种边缘保持特性较好的双边滤波算法来估计图像的照射分量;并在计算反射分量时,保留部分照射分量,以获得较大的图像动态范围。最后,利用主观与客观的图像质量评价方法,将所提出算法与局部直方图均衡、多尺度 Retinex、暗原色先验等方法的处理结果进行了比较分析,结果表明所提出算法能有效地改善雾天图像的质量,处理后的图像清晰,细节信息突出,色彩自然,具有良好的实时性。

4.2 色彩模型

颜色是光的物理属性和人眼的视觉属性的综合反映。就人眼视觉感受而言,各种颜色仅从其波长的不同来区分是不完全,也是不直观的。因此,人眼视觉的感受颜色可以由色调(hue)、饱和度(saturation)和亮度(brightness)来表示。由于颜色具有不同的主观和客观特性,即使同一种颜色,不同个体的主观感受会有所不同,其在不同情况下呈现的客观效果也不尽相同,而在光照、印染、影视等不同的应用领域,色彩所呈现的客观效果以及带来的主观感受也是不同的^[48]。因此人们根据实际的需求分析,提出了各种表示颜色的方法,称作色彩模型。

色彩模型(也称为色彩空间或色彩系统)是一种抽象的数学模型,它通过使用三、四个参数确定一个坐标点,用该坐标点的值表示色彩。使用色彩模型的目的是在图像处理中的某些标准下,可以更方便地对图像的色彩加以说明。各种色彩模型都需要建

立自己的坐标系统，位于该坐标系统中的每个点都代表一个颜色值，通过改变任意一个坐标参数可以得到不同的颜色值。

在图像去雾增强技术中常用的色彩模型有 RGB 色彩模型和 HSV 色彩模型^[49,50]。

4.2.1 RGB 色彩模型

RGB(Red, Green, Blue)色彩模型是图像处理中最为基础、最常用的色彩模型，它是一种加色模型，采用红色、绿色和蓝色三种不同的颜色，以不同的比例相加，从而产生新的颜色。

RGB 色彩模型被广泛的应用于各种多媒体产品中，如彩色电视机、计算机等电子产品。它主要用来描述和显示图像。目前，大部分计算机等硬件设备采用每个像素有 24 比特深度的表示方法，其中每个像素的比特数称为像素深度。在一幅 24 比特的 RGB 图像中， R 、 G 、 B 三原色光各分到 8 比特，所以这样一幅图像的颜色总数为 $(2^8)^3=16777216$ 。在 RGB 色彩模型中，每种颜色都在 R 、 G 、 B 三个颜色通道中具有相应的值。该模型基于笛卡尔坐标系。

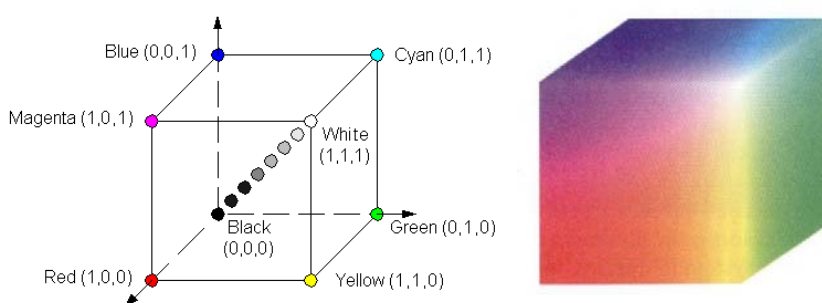


图 4.1 RGB 色彩模型

Fig.4.1 RGB color model

由图 4.1 可以看到，原点对应黑色，此时 R 、 G 、 B 三基色分量都为 0。离原点最远的顶点对应白色，此时 R 、 G 、 B 三基色分量都为 1。蓝色、紫色、红色、绿色、黄色和青色分别位于正方体的其它六个顶点上。在该模型中，灰度(RGB 值相等的点)沿着连接两点的直线从黑色延伸到白色，正方体上或正方体内的各点对应不同的颜色。假设 F 表示任意一种色彩，则 F 为该立方体坐标系中的一点，它的具体位置由 R 、 G 、 B 三个参数共同决定。调整 R 、 G 、 B 三个参数中的任意一个参数， F 的坐标值都会产生相应的改变。RGB 色彩模型采用物理三基色表示，由三个独立的图像平面构成，每个平面代表一种原色，当图像信息输入 RGB 监视器时，三个图像在屏幕上组合产生色彩图。该色彩模型物理意义清楚，适合彩色显像管工作，主要用于电子系统中的检测、表示和图像显示。然而这一体制并不适应人的视觉特性，因而，产生了其他不同的色彩模型表示方法。

4.2.2 HSV 色彩模型

HSV(hue, saturation, value)色彩模型是直观的色彩模型。该色彩模型有两个特点：① V 分量与图像的色彩信息无关；② H 和 S 分量与人感知颜色的特性一一对应。利用特点①，在处理彩色图像时，可以仅对 V 分量进行处理，结果不改变原图像中的色彩种类。特点②表明，HSV模型完全反映了人感知颜色的基本属性。因此HSV模型被广泛应用于以人的视觉系统感知颜色的图像表示和处理系统中。

HSV色彩模型对应于圆柱坐标系中的一个圆锥体，在该模型中，绕圆锥中心轴的角度表示色调分量，从圆锥的横截面的圆心到点的距离代表饱和度分量，从圆锥的横截面的圆心到顶点的距离代表亮度分量。从图4.2中可以看到，圆锥的顶面对应于亮度分量 $V=1$ ，顶面是一个圆形，圆心处亮度分量 $V=1$ ，饱和度分量 $S=0$ ，色调分量 H 无定义，表示白色。圆锥的顶点处亮度分量 $V=0$ ，饱和度分量 S 和色调分量 H 无定义，表示黑色。连接圆心和圆锥顶点的垂直轴由上到下表示亮度由高到低的变化。饱和度随着到圆心水平距离的增加而增加，圆锥面上的颜色饱和度最大。绕中心轴旋转的角度不同，所对应的色调不同，例如：当旋转角度为 240° 时，对应的色调为蓝色；当旋转角度为 0° 时，对应的色调为红色。从图中可以看出色调分量不会随着亮度分量的改变而变化，即当沿着中心轴上下移动时，颜色的色调不发生改变。HSV色彩模型中亮度分量与色调分量的相对独立性质为其在图像处理中的应用奠定了基础，使得在保持色彩无失真的情况下实现图像处理成为可能。

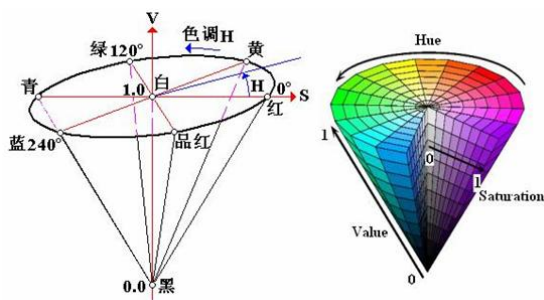


图 4.2 HSV 色彩模型

Fig.4.2 HSV color model

HSV色彩空间包含了色调 H 、亮度 V 和饱和度 S 三个特征量，符合人眼对色彩的心里感知要求。色调、亮度、饱和度三个分量的物理意义为：

色调，是描述一种纯色(纯黄色、或纯红色等)的颜色属性。色调表示颜色的种类，是颜色在“质”方面的区别，它主要由颜色在光谱中的波长决定。从物理学角度看，色调是指不同波长的光混合在一起之后呈现出不同色彩的现象。从人的视觉心理角度看，它是指人眼的三种感色视锥细胞由于受到不同色彩的刺激，所产生的不同的色彩感受。

亮度，是用来描述物体颜色明暗深浅的特征量，取决于颜色的光强度，是颜色在“量”方面的特征，是描述色彩感觉的关键因子之一。它是一个主观的描述子，通常情况下以物体的透射率或反射率表示物体表面的明暗感知属性。

饱和度，是指色彩的鲜艳程度，主要取决于某一纯色与该纯色中混入灰色的比例，并以 0%(灰色)到 100%(完全饱和)来衡量。对图像的饱和度进行调整也就是对图像的色彩鲜艳程度进行调整。图像颜色的灰度越高表示饱和度越低，颜色的灰度越低表示饱和度越高，通过调节饱和度可以达到校正图像色彩的目的。饱和度取决于物体表面选择性反射光谱的辐射能力，同时受到物体表面情况的影响，例如，雨后的树叶、花草的颜色比雨前更加鲜艳。

4.2.3 RGB 与 HSV 色彩模型的相互转换

在计算机等机器中，彩色图像常用 RGB 模型表示，但是如果直接对图像的 R 、 G 、 B 分量分别进行处理，其处理过程中很可能会引起三个量不同程度的变化，从而在由 RGB 色彩模型描述的处理图像中会产生色差问题，甚至引起严重的色彩失真。因此通过先将 RGB 模型转化为 HSV 模型，得到相关性较小的色调、饱和度和亮度，然后对其中的亮度分量进行处理，再转化为 RGB 模型，这样就可以避免由于直接对 R 、 G 、 B 分量进行处理时所产生的图像失真。

从 RGB 色彩空间到 HSV 色彩空间的转换：

设 (R, G, B) 分别是一个颜色的红、绿和蓝坐标，它们的值是在 0 到 1 之间的实数。设 \max 是 R 、 G 和 B 中的最大值， \min 是最小值。计算 HSV 空间中的 (H, S, V) 值，这里的 $H \in [0, 360)$ 度，是角度的色相角， $S, V \in [0, 1]$ 是饱和度和亮度，计算为：

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \max = \min \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{\max - \min} + 0^\circ, & \max = R \text{ and } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{\max - \min} + 360^\circ, & \max = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \times \frac{B - R}{\max - \min} + 120^\circ, & \max = G \\ 60^\circ \times \frac{R - G}{\max - \min} + 240^\circ, & \max = B \end{cases} \quad (4.1)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \max = \min \text{ or } V = 0 \\ \frac{\max - \min}{\max + \min} = \frac{\max - \min}{2V}, & 0 < V \leq \frac{1}{2} \\ \frac{\max - \min}{2 - (\max + \min)} = \frac{\max - \min}{2 - 2V}, & V > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (4.2)$$

$$V = \frac{1}{2}(\max + \min) \quad (4.3)$$

从 HSV 色彩空间到 RGB 色彩空间的转换：

$$(R, G, B) = \begin{cases} (V, t, p), & h_i = 0 \\ (q, V, p), & h_i = 1 \\ (p, V, t), & h_i = 2 \\ (p, q, V), & h_i = 3 \\ (t, p, V), & h_i = 4 \\ (V, p, q), & h_i = 5 \end{cases} \quad (4.4)$$

式(4.4)中， $h_i = \left\lceil \frac{H}{60} \right\rceil \bmod 6$ ， $q = V \times (1 - f \times S)$ ， $f = \frac{H}{60} - h_i$ ， $p = V \times (1 - S)$ ， $t = V \times (1 - (1 - f) \times S)$ 。

4.2.4 不同色彩模型去雾效果的比较

基于 RGB 色彩模型的多尺度 Retinex 去雾算法，分别对 R 、 G 、 B 三个颜色通道进行处理，由于 R 、 G 、 B 的相关性，处理后的图像易产生颜色失真。与 RGB 色彩模型相比，HSV 模型更符合人眼的视觉特性，且可以解除图像中的颜色和灰度信息的联系。在进行图像去雾处理时，保持色调分量 H 不变，对亮度分量 V 进行多尺度 Retinex 算法处理，处理后的图像颜色较自然。

以下分别为基于 RGB 色彩模型和 HSV 色彩模型下的 MSR 算法的去雾结果图：



图 4.3 不同色彩模型的处理结果对比

Fig.4.3 Comparison of the results by different color models

由上述两组实验结果图中可以看出：在 RGB 色彩模型下，经 MSR 算法处理后的结果图像均产生较严重的色彩失真，A 组图像中出现了原图中没有的紫色，B 组图像整体偏绿色，而在 HSV 色彩模型下，经 MSR 算法处理后的图像色彩流畅，较好地保持了图像的原有色彩。

4.3 小波基的选择

与标准的傅里叶变换相比，小波分析中所用到的小波函数具有不唯一性，即小波函数 $\psi(t)$ 具有多样性。小波分析在工程应用中，一个十分重要的问题就是最优小波基的选择问题，因为同一个问题的分析结果会随着所选取小波基的改变而发生变化。

虽然根据不同的标准，小波函数具有不同的类型，但是这些判断标准通常是基于以下几点：

(1) 紧支性。若小波函数 $\psi(t)$ 、 $\psi(\omega)$ 和尺度函数 $\phi(t)$ 和 $\phi(\omega)$ 是紧支撑的，即当时间或频率趋向无穷大时， $\psi(t)$ 、 $\psi(\omega)$ 、 $\phi(t)$ 和 $\phi(\omega)$ 从一个有限值收敛到 0，则对应的 H 、 G 滤波器是有限响应滤波器。紧支宽度越窄，小波的局部化特性越好。

(2) 对称性。紧支撑小波的线性相位与小波的对称性是等价的。对称小波基经过周期拓展，信号在边界处不会产生较大失真，它能够有效避免在图像处理中产生相移。

(3) 消失矩。消失矩的大小决定了小波逼近光滑函数的收敛率。消失矩可以描述小波变换后能量的集中程度，处理过程中采用的消失矩越大，图像的能量分布越集中，图像可压缩的空间就越大。

(4) 正则性。正则性表现为小波基的可微性，采用正则性小波基处理后的图像具有较好的平滑效果。

图像处理中不存在对任何图像处理都能获得最佳效果的“最优”小波，需要根据具体的应用要求合理选择小波基。对雾天退化的图像进行恢复，主要应考虑紧支性、对称性和正交性三种特性。紧支性决定了小波的时频局部化特征，紧支宽度越窄，小波局部特性越好。小波的对称性与紧支撑小波的线性相位特性等价，对称小波不会造成图像边界数据的失真。正交性反映了图像的冗余程度，正交小波能保持能量，有效去除信号的相关性，但不能和对称性同时被满足。Db(Daubechies)系小波是光滑紧支撑正交小波，能通过有限脉冲响应共轭镜像滤波器实现。Sym(Symlets)系小波是根据 Db 系小波改良得到的，二者的差别仅在于 Sym 系小波有更好的对称性，重构时相移更少，更适合图像处理。

4.4 小波域 Retinex 算法

论文提出了一种图像去雾的小波域 Retinex 算法。该算法的基本原理是首先将雾

天图像从 RGB 空间转换到 HSV 空间，对亮度分量 V 进行小波变换，利用图像中雾能量主要分布在小波域中低频区域，而景物细节信息主要分布在高频区域的原理^[51]，对 V 分量的低频区域进行单尺度 Retinex 算法处理和小波系数增强，对 V 分量的高频区域进行锐化增强，以滤除雾的成分，增强图像中的景物细节信息；然后进行小波逆变换重构出去雾图像，并进行全局对比度增强，以进一步提高去雾图像的清晰度。为了提高图像色彩的视觉效果，还采用分段对数变换来增强饱和度分量 S 。小波域 Retinex 算法的基本流程如图 4.4 所示。

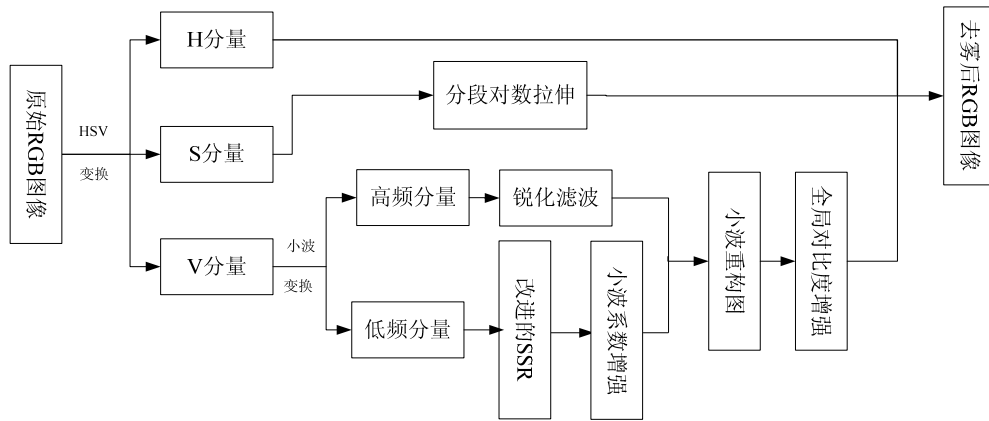


图 4.4 去雾算法流程图

Fig. 4.4 Flow chart of defogging algorithm

4.4.1 改进的单尺度 Retinex 算法

论文所提出算法用双边滤波替代传统 Retinex 算法中高斯滤波。由于双边滤波器在处理相邻各像素的灰度值时，不仅考虑几何上的邻近关系，同时也考虑亮度上的相似性，因而能够在对图像滤波的同时，保护图像边缘不被模糊，抑制光晕伪影的产生，改善处理效果。

双边滤波器权函数 w 为：

$$w[(x, y), (x', y')] = w_s[(x, y), (x', y')] \times w_r[(x, y), (x', y')] \quad (4.5)$$

式(4.5)中， (x, y) 为当前像素点， $(x', y') \in \Omega$ ， Ω 为 (x, y) 的邻域， $w_s[(x, y), (x', y')]$ 、 $w_r[(x, y), (x', y')]$ 分别为空间邻近度因子和亮度相似度因子，它们的表达式为：

$$w_s[(x, y), (x', y')] = e^{-\frac{\|(x, y) - (x', y')\|^2}{2\sigma_s^2}} \quad (4.6)$$

$$w_r[(x, y), (x', y')] = e^{-\frac{|cA(x, y) - cA(x', y')|^2}{2\sigma_r^2}} \quad (4.7)$$

式(4.6)、(4.7)中， σ_s 、 σ_r 分别为空间邻近度的尺度参数和亮度相似度的尺度参数， $cA(x, y)$ 表示亮度分量 V 在小波域中低频分量的当前像素点的灰度值， $cA(x', y')$ 表示当前像素点的邻域像素点的灰度值。

与高斯滤波器相似，双边滤波器也是利用像素的加权平均值定义的，不同的是，

双边滤波器需要计算图像强度的变化以保持图像中对象的边缘。双边滤波的原理是：两个相邻的像素，它们不仅在空间位置上距离相近，而且特征也非常相似。

采用相同大小的窗口($w=13$)、相同值的 $\sigma_S(\sigma_S=4)$ 的高斯滤波器和双边滤波器($\sigma_R=0.2$) 对同一幅图像进行滤波，实验结果如下图所示：



图 4.5 高斯滤波与双边滤波的结果比较

Fig.4.5 Comparison of Gaussian filtering and bilateral filtering

从实验结果图中可以看出，经两种滤波器滤波后，图像的高频信息丢失，保留了低频信息，这也是传输能量图像的本质特性；不同的是，经高斯滤波后的图像边缘模糊，图像细节信息损失严重，但是经双边滤波后的图像边缘结构保持良好，如帽子的边缘、头发、手臂以及镜子的边缘等，图像细节信息仍较为突出。证明双边滤波较高斯滤波有更好的边缘保持功能，在图像去雾中能更精确地估计图像的照射分量。

采用双边滤波对图像的照射分量进行估计，估计结果为：

$$\tilde{cA}(x, y) = \frac{\sum_{(x', y') \in \Omega} w[(x, y), (x', y')] cA(x', y')}{\sum_{(x', y') \in \Omega} w[(x, y), (x', y')]} \quad (4.8)$$

双边滤波器的加权系数 w 是 w_S 和 w_R 的乘积。空间邻近度因子 w_S 与高斯滤波器性质一致，随着像素点与中心点之间距离的增加而减小，亮度相似度因子 w_R 主要考察了图像中亮度的变化，随着像素间灰度值差异的增大而减小。在图像变换平滑的区域，邻域内像素亮度值差异较小，即式(4.7)中 $cA(x, y) - cA(x', y')$ 接近于 0， w_R 权值约为 1，此时双边滤波转换为高斯低通滤波器；在图像灰度值发生突变的区域，滤波器利用边缘点附近亮度值相近的像素点的亮度均值替代原亮度值，可以有效避免照度估计时高对比度边缘附近高低像素之间的相互影响，进行更为精确的照度估计。因此，双边滤波器能够在平滑图像的同时保持图像的边缘，从而有效抑制光晕伪影的产生。

为获得较大的图像动态范围，使处理后的图像更自然，在计算图像的反射分量时，保留部分照射分量，设置常系数 $k(0 < k < 1)$ ，用原始亮度图像减去 k 倍的照射分量得到反射分量。

综上所述，小波低频图像的反射分量结果为：

$$\hat{cA}(x, y) = \lg[cA(x, y)] - k \lg(\tilde{cA}(x, y)) \quad (4.9)$$

式(4.9)中， $cA(x, y)$ 表示原始低频分量， k 为常系数， $\tilde{cA}(x, y)$ 表示低频图像的照射分量， $\hat{cA}(x, y)$ 表示低频图像的反射分量。

4.4.2 小波系数增强

为了增强图像的局部细节信息，可以将得到的低频分量 $\hat{cA}(x, y)$ 再进行小波系数增强。这里将低频图像灰度的平均值作为小波系数增强的阈值 thr ：

$$thr = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n \hat{cA}(x, y)}{m \times n} \quad (4.10)$$

式(4.10)中， $\hat{cA}(x, y)$ 为经改进 SSR 算法处理后的低频图像在点 (x, y) 处的灰度值， $m \times n$ 为低频图像的大小。

构造阈值函数：

$$C_{thr}(I) = \begin{cases} -a \times thr^2 + thr + C(I), & C(I) < -thr \\ a \times C(I)^2, & |C(I)| \leq thr \\ a \times thr^2 - thr + C(I), & C(I) > thr \end{cases} \quad (4.11)$$

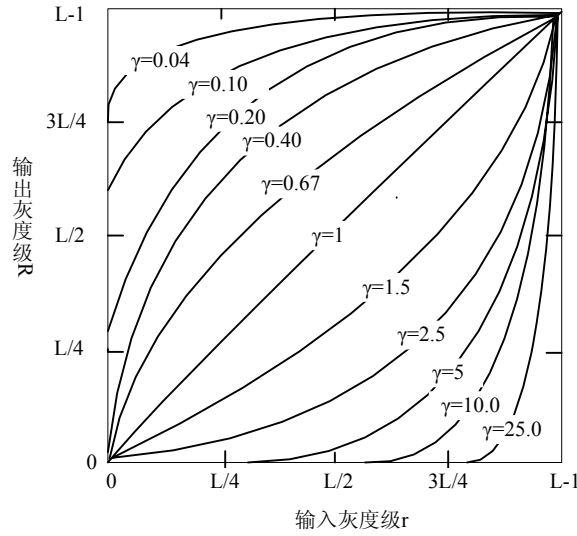
式(4.11)中， $C(I)$ 表示小波系数， $C_{thr}(I)$ 是 $C(I)$ 阈值化改造后的系数； $a = \frac{1}{\sqrt{thr}}$ ，是增益因子，用于控制函数的形状(衰减程度)，当 $a=0$ 时，该阈值选取法等同于软阈值法。

4.4.3 全局对比度增强

在进行小波重构以后，为了进一步增强图像的对比度，采用伽马校正对图像进行全局增强，伽马变换公式为：

$$R = cr^\gamma \quad (4.12)$$

式(4.12)中， c 和 γ 为正常数， r 为经小波逆变换重构后的去雾结果图像的灰度值。 R 与 γ 的关系曲线如图4.6所示。

图 4.6 $c=1$ 时不同 γ 值的 $R = cr^\gamma$ 曲线Fig. 4.6 Curves of $R = cr^\gamma$ with different values of γ

从图 4.6 中可以看出, 当 $\gamma < 1$ 时, 图像的低灰度区域对比度得到增强; 当 $\gamma > 1$ 时, 图像的高灰度区域对比度得到增强; 当 $c = \gamma = 1$ 时简化成了恒等变化, 即不改变原图像。

因此, 可以根据不同的雾天图像来选取不同的 γ 参数。若原始雾天图像较暗, 则选择小于 1 的 γ 值, 以增强低灰度区域, 获得较好的锐化效果; 反之, 若原始雾天图像较亮, 则选择大于 1 的 γ 值, 以增强高灰度区域, 获得较清晰的暗区域细节信息。

4.4.4 饱和度分量增强

由图 4.2 HSV 彩色模型的示意图可以看出, 伴随亮度的增大, 饱和度将会有所降低, 所以在增强图像亮度的同时, 为了让图像色彩保持原有的鲜艳程度或有所增强, 需要同时增强图像的饱和度信息。

饱和度分量反映颜色的纯度, 在对饱和度进行增强时要达到效果自然、不失真的目标, 所以增强时不能采用对灰度改变过大的算法处理, 否则处理后的图像色彩会显得不自然。为了使处理后的图像色彩更加柔和生动, 具有更好的视觉效果, 根据原图像饱和度 S 的大小, 将饱和度图像分为四个区域: $0 < S < 0.25$ 、 $0.25 < S < 0.5$ 、 $0.5 < S < 0.75$ 、 $0.75 < S < 1$, 保持或适当降低饱和度较高的区域, 提高饱和度较低的区域以达到彩色图像饱和度增强的目的。为此, 采取一种分段对数变换来增强饱和度分量, 如式(4.13)所示:

$$S(x, y) = \begin{cases} w_1 \times \log[1 + S(x, y)], & 0 < S(x, y) \leq 0.25 \\ w_2 \times \log[1 + S(x, y)], & 0.25 < S(x, y) \leq 0.5 \\ w_3 \times \log[1 + S(x, y)], & 0.5 < S(x, y) \leq 0.75 \\ \log[1 + S(x, y)], & 0.75 < S(x, y) \leq 1 \end{cases} \quad (4.13)$$

该方法将饱和度图像变换到对数域，对饱和度过高的区域只取对数运算，对过低、较低和较高区域进行对数运算后，再进行一定程度的拉伸。式中 w_1 、 w_2 和 w_3 为拉伸系数。若整幅图像的饱和度过低，则 w_1 、 w_2 和 w_3 选择较大的值；反之，选择较小的值。

4.5 图像质量的评价指标

图像质量评价是衡量各种算法性能优劣的重要指标。目前，图像质量评价的方法大体上可以分为主观评价方法和客观评价方法，主观评价方法依赖于人对图像的主观感受对图像质量做出评价；客观评价方法根据具体的量化指标，通过对比分析实际图像的相关参数，用具体数据分析给出图像质量的评价结果。

在评价图像的去雾增强效果时，大多数采用主观评价方法。但是，主观评价方法容易受观察者个人因素的影响，不同观察者得出的结论会有所不同，难以统一评价标准，并且，由于主观评价方法不能嵌入到应用系统中，从而系统无法根据评价结果做出相应的修改或优化。因此，需要提出能够通过具体计算数据，自动、高效地分析图像质量的客观算法，并且算法的评价结果应该与人的主观感受相一致。

客观的图像质量评价方法主要分为三种：全参考(FR)、半参考(RR)、无参考(NR)，其中全参考算法是研究时间最长、发展最成熟的方法。但是全参考和半参考方法都需要参考图像即在晴天条件下拍摄的无雾清晰图像，通过对比去雾后图像与参考图像的相关参数，给出图像质量评价。但是在实际处理雾天图像的过程中，只有拍摄到的雾天图像，并没有无雾的清晰图像可做参考，因此只能使用无参考评价方法对去雾增强后的图像质量进行评价^[52]。

(1) 图像均值

均值也称亮度，是指图像灰度的平均值，其值反映了图像的明暗程度。

$$AVE = (\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j)) / (M \times N) \quad (4.14)$$

上式中 $f(i, j)$ 表示图像在 (i, j) 处的灰度值， $M \times N$ 表示图像中的像素点个数。

(2) 图像标准差

标准差可以反映图像灰度的离散程度，对一幅有雾图像而言，其灰度图像的灰度级通常集中分布在某一个区域段，而无雾图像的灰度级分布较为分散，所以，图像的标准差在一定程度上反映图像灰度离散程度即图像的对比度。图像的标准差计算表达式如下所示：

$$STD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(i, j) - AVE)^2} \quad (4.15)$$

(3) 信息熵

图像的信息熵描述了图像中所含信息量的多少，它是图像的重要特征之一。信息熵的值越大说明图像中的信息含量越大，细节越丰富。

$$H = -\sum_{i=1}^{255} P_i \log P_i \quad (4.16)$$

上式中， P_i 表示像素在第 i 灰度级的概率。根据式(4.16)可以证明：当且仅当 $p_0=p_1=\dots p_{n-1}=1/n$ 时， H 达到最大值，即当图像的直方图呈均匀分布时，所包含的信息量最大。

(4) 峰值信噪比

峰值信噪比(经常缩写为 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio))是一个工程术语，通常用于描述信号最大可能功率和影响它的表示精度的破坏性噪声功率的比值。由于许多信号的动态范围较大，计算出的峰值信噪比数值过大，所以通常转换到对数域计算，峰值信噪比常用对数分贝单位来表示。

$$PSNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i,j=0}^{M-1,N-1} f(i,j)_{\max}^2}{\sum_{i,j=0}^{M-1,N-1} (f(i,j) - \hat{f}(i,j))^2} \right) \quad (4.17)$$

式(4.17)中， $f(i,j)$ 表示原图像在 (i,j) 处的灰度值， $\hat{f}(i,j)$ 表示处理后的图像在 (i,j) 处的灰度值。 $f(i,j)_{\max}$ 表示图像中最大的灰度值。通常 PSNR 值越大表明图像复原的效果越好，但并不意味着主观质量越高。

(5) 算法的执行速度

算法的执行速度越快，说明该算法的实时性越好。

对于彩色图像，可以采用分别计算图像 R 、 G 、 B 三个通道的均值、标准差、信息熵，然后用加权平均的方法来评价图像的去雾效果^[53]。

4.6 实验结果分析

为了验证所提出算法的性能，实验中将论文所提出算法与局部直方图均衡法、小波软阈值、改进的暗原色先验、多尺度 Retinex 等算法进行了性能比较。在所提出算法中，小波基选择 sym4 小波，双边滤波器的空间分量尺度参数 σ_S 和亮度分量尺度参数 σ_R 分别取 54 和 10，全局对比度增强的指数参数 γ 取值 1.55；高频分量采用 log 算子进行锐化滤波处理。多尺度 Retinex 算法中 R 、 G 、 B 三个颜色分量每个颜色分量的 3 个尺度参数的取值分别为 10、54、167。局部直方图均衡算法中的邻域为 7×7 的窗口，改进的暗原色先验方法中的容差 $K=70$ 。其中，全局直方图均衡、局部直方图均衡、同态滤波、小波软阈值算法是基于 HSV 色彩模型对雾天图像进行处理的。实验的硬件环

境为 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU, 2.93GHz, 内存 2G; 软件平台为 MATLAB(R2008a)。



图 4.7 各种算法的图像去雾效果对比

Fig.4.7 The effect of image defogging by different algorithms

从以上三组图像中可以看出, 经过全局直方图均衡算法处理后的图像全局对比度得到增强, 图像较为清晰, 但是 A 组图像房屋的顶部出现过增强现象, B 组图像的天空区域失真, C 组图像的天空区域出现波纹, 且图像中的局部细节信息不突出, 如房屋的窗户以及屋前的景物信息, 道路两侧的景物信息; 局部直方图均衡处理的图像局部细节信息突出, 但是过增强现象严重, 如 A 组图像的屋顶, B 组图像中与天空区域交界的背景无法辨识, 且块状效应明显; 经同态滤波处理后的图像较好地保持了图像的原始面貌, 但是图像对比度不高, 细节信息不突出, 在处理 C 组图像时出现了严重的色彩失真现象; 小波软阈值处理后的图像细节信息损失严重, 图像较为模糊; 改进的暗原色先验算法处理后的图像清晰, 图像复原效果较好, 但是 A 组图像中残留的雾的成分较多, 图像的细节信息不突出, B 组图像由于存在大片明亮区域, 处理后的图像视觉效果不理想, C 组图像中近景处理效果较好但是远景出现局部色彩失真现象; MSR 算法处理后的图像对比度较高, 细节信息突出, 但是色彩失真现象严重, 处理 C 组图像时, 图像边缘产生光晕伪影现象; 而经论文所提出算法处理后的图像清晰度与其他算法相比有明显的提高, 图像细节信息突出, 图像不存在失真现象, 且图像的整体色彩也更自然逼真。

图 4.7 给出了 3 组图像去雾实验的效果对比示例, 表 4.1 则分别给出了上述 3 组实验示例中全局直方图均衡、局部直方图均衡、同态滤波、小波软阈值、多尺度 Retinex 算法、改进的暗原色先验和所提出算法处理后图像的均值、标准差、峰值信噪比、信息熵以及算法在处理过程中消耗的时长等 5 个性能指标。

从表 4.1 中可以看出, 经论文中各种算法处理后的图像的均值都明显降低, 表明上述各种算法在消除雾天图像泛白发灰的现象上都取得良好效果; 处理后的图像的标准差明显增大, 说明处理后的图像的对比度提高, 图像的清晰度更好; 图像信息熵与原图相比也有一定的提高, 说明图像的细节信息得到有效的恢复。对比各种方法处理后图像的峰值信噪比, 所提出算法的峰值信噪比值较大, 说明所提出算法的噪声抑制效果更好。比较各种算法的执行速度, 所提出算法耗时最短, 说明所提出算法具有更强的实时性。

表 4.1 各种算法的图像去雾的性能指标

Table 4.1 The results of objective appraisal of every image in Figure 4.7

图组	增强方法	均值	标准差	峰值信噪比/ dB	信息熵	时间/ s
A 组	原图	136.55	14.29		5.65	
	全局直方图均衡	124.51	74.25	41.93	5.97	1.027
	局部直方图均衡	124.64	63.05	69.64	7.17	27.125
	同态滤波	118.78	35.27	63.72	7.09	1.566
	小波软阈值	120.69	46.84	50.22	6.60	0.637
	MSR	106.65	41.30	82.21	7.19	1.262
	改进的暗原色先验	126.63	24.80	65.06	6.26	38.676
	本文算法	127.64	51.45	62.04	7.32	0.342
B 组	原图	219.72	27.63		3.55	
	全局直方图均衡	124.44	78.13	25.96	5.50	1.614
	局部直方图均衡	167.84	79.27	47.59	4.08	24.502
	同态滤波	127.60	23.84	57.72	6.04	1.234
	小波软阈值	158.71	63.15	53.09	4.49	0.596
	MSR	106.90	50.64	12.62	6.53	1.592
	改进的暗原色先验	174.10	74.40	52.67	3.83	32.349
	本文算法	161.15	65.88	36.19	4.40	0.310
C 组	原图	116.70	70.73		6.37	
	全局直方图均衡	116.83	72.67	48.30	6.37	0.971
	局部直方图均衡	117.71	75.45	49.34	6.28	27.668
	同态滤波	187.34	45.83	53.43	4.14	0.784
	小波软阈值	112.06	66.08	76.44	6.44	0.651
	MSR	100.07	59.09	50.17	6.94	1.099
	改进的暗原色先验	101.48	69.12	74.56	6.24	36.018
	本文算法	115.29	74.25	69.36	6.42	0.638

为了说明论文所提出算法的广泛适应性,将论文中的十幅图像进行平均统计,通过对比各种算法处理后十幅图像的平均均值、平均标准差、平均峰值信噪比、平均信息熵以及算法执行的平均时间,验证所提出算法的优越性。十幅图像分别为论文中的图 2.5 中 A 组(a)、图 2.6 中 A 组(a)和 B 组(a)、图 3.1 中(a)、图 3.2 中 B 组(a)、图 3.6 中(a)、图 3.10 中 B 组(a)、图 4.3 中 A 组(a)和 B 组(a)以及图 4.7 中 B 组(a)。

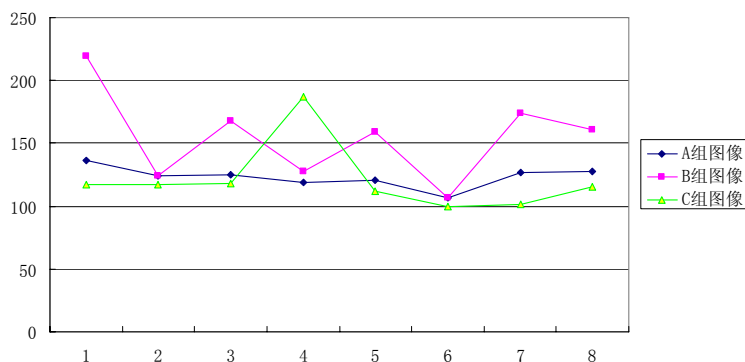
表 4.2 十幅图像的平均统计

Table 4.2 The statistical average for the ten images

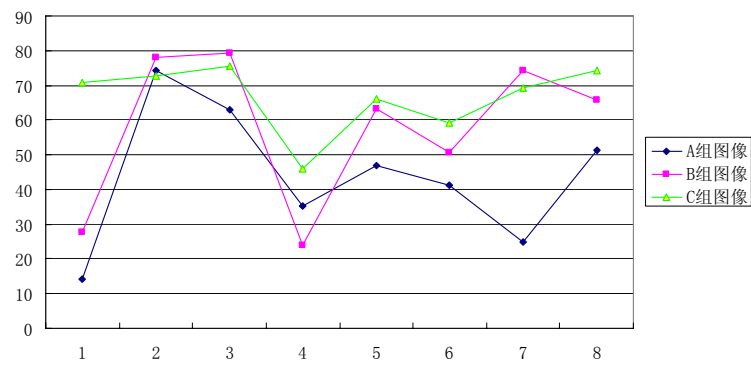
算法名称	均值	标准差	峰值信噪比/ dB	信息熵	时间/ s
原图	156.39	27.76		5.55	
全局直方图均衡	117.84	70.68	43.04	6.73	1.220
局部直方图均衡	129.61	64.31	64.83	6.90	33.647
同态滤波	121.167	24.34	64.79	6.11	0.996
小波软阈值	125.63	47.94	63.46	6.56	0.586
MSR	101.79	43.37	62.42	6.68	0.986
改进的暗原色先验	138.17	41.69	57.77	5.80	54.249
所提出算法	128.36	51.22	66.78	6.78	0.481
七种算法的平均	123.22	49.08	60.44	6.51	13.166

从表 4.2 中可以看出, 所提出算法处理后的十幅图像的平均峰值信噪比最大, 算法消耗的平均时间最短, 说明所提出算法在抑制图像噪声和实时性方面具有明显的优势。所提出算法处理后十幅图像的平均标准差和平均信息熵稍低于全局直方图均衡和局部直方图均衡算法, 主要是由于直方图均衡算法是将雾天图像的直方图进行了均匀分部处理, 扩展了图像的动态范围, 每个灰度级上的分布概率近似相等, 所以处理后图像的标准差和信息熵较大。经所提出算法处理后图像的标准差与信息熵大于七种算法的平均标准差与信息熵。所提出算法处理后图像的均值与七种算法的平均均值接近。

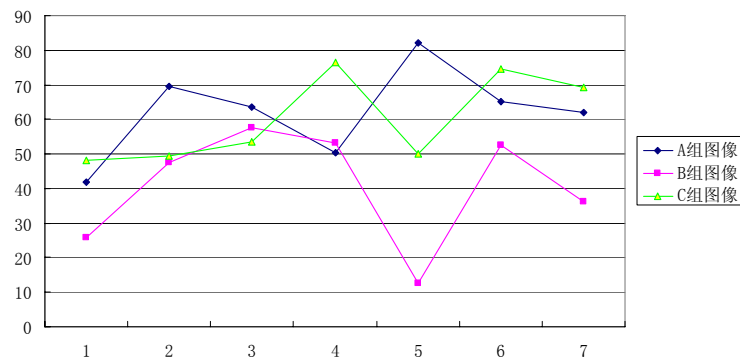
为了更直观的了解和比较不同方法处理的效果, 以下给出针对表 4.1、表 4.2 中的图像均值、标准差、峰值信噪比、信息熵以及算法消耗时间的折线图。以下图像中横坐标 1、2、3、4、5、6、7、8 分别代表原始图像、全局直方图均衡、局部直方图均衡、同态滤波、小波软阈值、MSR、改进的暗原色先验以及论文所提出算法。在只有 7 个横坐标的图中, 没有原始图像的含义, 从全局直方图均衡开始, 次序不变。



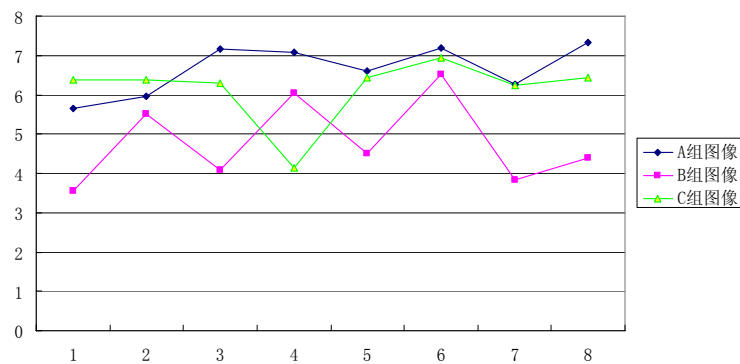
a) 不同方法处理后图像的均值比较



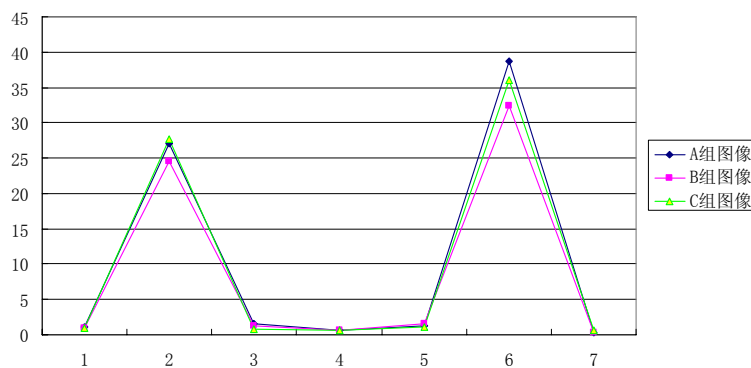
b) 不同方法处理后图像的标准差比较



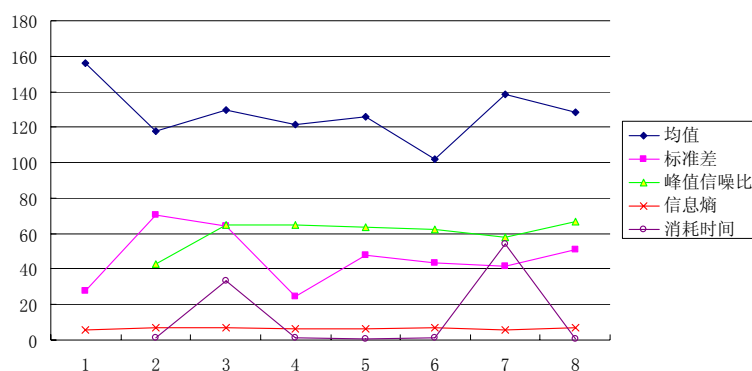
c) 不同方法处理后图像的峰值信噪比比较



d) 不同方法处理后图像的信息熵比较



e) 不同方法的耗时比较



f) 十幅图像的平均统计

综合上述实验结果，可以看出所提出算法具有以下优点：

1) 利用了雾天图像中雾与景物细节信息在小波域中的不同分布，在小波域的低频区利用 Retinex 算法抑制雾分量，在小波域的高频区采用锐化滤波增强图像的细节信息，针对性强，处理效率高，去雾效果更好。

2) 用双边滤波替代传统 Retinex 算法中的高斯滤波来估计照射分量，不仅考虑到相邻像素几何上的邻近关系，而且同时还考虑了亮度上的相似性。在图像变化剧烈的区域，利用边缘点附近亮度值相近的像素点的亮度均值替代原亮度值。因此，在滤除雾成分的同时，能够较好地保持图像的边缘，有效抑制光晕伪影的产生。

3) 将雾天图像从 RGB 空间转换到 HSV 空间，仅对亮度分量 V 进行单尺度 Retinex 算法处理，故所提出算法的计算量约为 RGB 色彩空间单尺度 Retinex 算法的 $2/3$ ，而单尺度 Retinex 的计算量约为多尺度的 $1/3$ ，所以所提出算法在执行过程中耗时短，实时性较好。

4) 所提出算法利用 HSV 色彩空间中，亮度分量 V 与图像的色彩信息无关的特性，将图像由 RGB 空间转换到 HSV 空间，仅对 V 分量进行处理，结果不改变原图像中的色彩种类，从而有效地避免了处理后的图像颜色失真。

4.7 本章小结

本章节重点分析了小波域的 Retinex 图像去雾算法的原理以及具体实现过程，通过比较 RGB 与 HSV 两种色彩模型的去雾效果，验证了 HSV 色彩模型更符合人类视觉系统，能较好地避免处理后的图像出现色彩失真的问题。将原始 RGB 雾天图像转换到 HSV 色彩空间，对图像的亮度分量进行小波分解，采用保边性能较好的双边滤波器代替传统 Retinex 算法中的高斯滤波器，利用改进后的 Retinex 算法对图像的低频分量进行去雾处理，对高频分量进行锐化滤波。对图像的饱和度分量进行分段对数拉伸。将该算法的处理效果与其它算法进行比较，验证了所提出算法在抑制光晕伪影、保持边缘信息和色彩保真等方面具有更好的性能，且具有较好的可靠性与实时性。

第5章 总结与展望

5.1 论文工作总结

目前,广泛使用的户外视觉系统,如监控系统、遥感系统、智能交通系统等都是在视野良好的正常天气的假设条件下工作的,然而随着近年来我国雾霾天气的频繁出现,已经严重影响到这些系统的正常工作,因此图像去雾已成为户外视觉系统必不可少的处理环节。

论文围绕基于大气散射物理模型的去雾方法和基于图像增强的去雾方法进行研究。基于大气散射物理模型的方法往往需要已知景深条件,要求较好的摄像与测量设备,算法比较复杂,实时性不够。论文主要研究了基于大气散射物理模型去雾方法中的基于暗原色先验的去雾算法,通过算法的原理分析了其优势以及存在的缺陷和不足,并针对算法的不足提出改进方案。基于图像增强方法中研究了常用的去雾方法——直方图均衡化、同态滤波、小波变换、Retinex 算法。直方图均衡方法以其增强效果好、易实现等优点得到较为广泛的应用,但是获取的雾天图像中景深往往是多变的,全局直方图均衡化方法不能有效突出图像中景物的局部细节信息,因此图像呈现的视觉效果不理想;局部直方图均衡虽然可以较好地增强局部信息但是由于遍历所有局部区域,算法复杂度高,不适用于实时处理,且易产生块状效应;同态滤波算法能较好地去除由于光照不均所产生的影响,有效地提高图像的整体对比度,较好地保持图像的原始面貌,但是局部对比度增强效果不理想,去雾后图像中的细节信息不突出;小波变换算法通过对不同频率成分进行去噪、增强处理,能较好地抑制图像噪声增强图像的细节,但是无法解决图像由于光照原因产生的过暗或过亮的问题;Retinex 算法可以改善图像颜色恒常性,提高图像对比度,有效地显示图像中暗区域的细节信息,具有一定的优势。论文结合小波变换和 Retinex 算法的优势提出了一种图像去雾的小波域 Retinex 算法。

图像去雾的小波域 Retinex 算法将原始的 RGB 雾天图像转换到 HSV 空间,保持色调分量 H 不变,对亮度分量 V 进行小波分解,对低频分量与高频分量采用不同方法处理,结合改进的 Retinex 算法实现图像去雾与增强的目的,对饱和度分量 S 进行增强,最终获得较为理想的去雾图像。实验证明该方法能有效地实现图像去雾的目的,处理后的图像清晰、对比度高、色彩自然、流畅且实时性较好。

5.2 论文研究展望

近年来,随着户外视觉系统的广泛应用,雾天退化图像的复原问题受到越来越多研究人员的关注。国内外的研究已经取得一定的成果,但是很多算法仍有待改进,因此该领域有很大的发展空间。针对目前所做工作中存在的问题,后续工作可以从以下几个方面着手考虑:

(1) 基于大气散射物理模型算法的研究

本论文的研究过程中,着重研究了基于图像增强的去雾方法,对基于大气散射物理模型的去雾方法研究的不够深入、全面,主要研究了基于暗原色先验知识的单幅图像去雾算法,对基于偏振去雾、多幅图像去雾等算法未进行研究。

(2) 图像去雾的客观评价指标

图像质量评价的客观体系不完善,图像质量评价的方法有主观评价法和客观评价法,采用主观评价方法,有直观方便的优势,但是主观性较强,易受个人因素的影响。客观评价方法更具有说服力和实用性,本文采用灰度均值、标准差、峰值信噪比和信息熵来评价图像质量,但是目前仍缺少得到广泛认可的图像质量评价标准,所以有待提出一套客观、量化的评价体系,作为算法效果比较的基准。

(3) 可编程图形处理器(Graphic Processing Unit, GPU)

目前,有学者利用 GPU 的特殊体系结构平台,将 GPU 应用于图像去雾技术,提高了算法的执行速度,满足了图像去雾的实时性要求,取得了较为明显的效果。此外,利用 GPU 实现去雾算法的并行加速,将会大大地提高计算速度,是基于 GPU 的高性能计算领域的探索和尝试。

(4) 动态视频处理

本文实验中所处理的都是静态图像,但是在实际应用中,如智能交通系统、遥感系统和户外监控系统需要对动态视频进行处理,视频图像增强具有实时性和时间连续性等更高的要求,而本文没有涉及到该方面的研究。如何将现有的图像去雾增强算法扩展至视频图像,将是后继研究的重点之一。

参考文献

- [1] Cox, L.J. Optics of the atmosphere: Scattering by Molecules and Particles[J]. Journal of Modern Optics. 1977, 24(7): 779-780.
- [2] Kocak D M, Dagleish F R, Caimi F M, et al. A focus on recent developments and trends in underwater imaging. Marine Technology Society Journal, 2008, 42(1): 52-67.
- [3] Boulton T, DOVE: Dolphin omni-directional video equipment. International Conference on Robotics and Automation. 2000.
- [4] Garg K, Nayar S K. Detection and removal of rain from videos. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004, (1): 528-535.
- [5] 芮义斌, 李鹏, 孙锦涛. 基于色彩恒常理论的图像去雾技术[J]. 南京理工大学学报. 2006, 30(5): 622-625.
- [6] 王荣贵, 朱静, 杨万挺, 方帅, 张新彤. 基于照度分割的局部多尺度 Retinex 算法[J]. 电子学报. 2010, 38(5): 1182-1186.
- [7] 蒋建国, 侯天峰, 齐美彬. 改进的基于暗原色先验的图像去雾算法[J]. 电路与系统学报. 2011, 16(2): 7-12.
- [8] 禹晶, 徐东彬, 廖庆敏. 图像去雾研究进展[J]. 中国图像图形学报. 2011, 16(9): 1561-1573.
- [9] 胡伟, 袁国栋, 董朝等. 基于暗通道优先的单幅图像去雾新方法[J]. 2010, 47(12): 2132-2140.
- [10] 王勇, 薛模根, 黄勤超. 基于大气背景抑制的偏振去雾算法[J]. 计算机工程. 2009, 35(4): 271-272.
- [11] Shwartz S, Namer E, Schechner Y Y. Blind haze separation[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). New York, NY, USA: IEEE Computer Society, 2006, 2: 1984-1991.
- [12] Schechner Y.Y, Averbuch Y. Regularized image recovery in scattering media[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1655-1660.
- [13] Schechner Y.Y, Karpel N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2005, 30(3): 570-587.
- [14] 杨万挺. 基于局部信息特征的雾天图像增强算法研究[D]. 合肥工业大学. 2010: 22-25
- [15] Stark J A. Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(5), 889-896
- [16] Kim J Y, Kim L S, Hwang S H. An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization[J]. Circuits and Systems for Video Technology, 2002, 11(4),

- 475-484.
- [17] T. Kim, J. IC Paik, B. S. Kang. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1998, 44(1), page(s): 82-86
- [18] J. A. Stark, WJ. Fitzgerald, An Alternative Algorithm for Adaptive Histogram Equalization[J]. Graphical Models and Image Processing, 1996, 58(2), page(s):180-185.
- [19] 冈萨雷斯. 数字图像处理(第三版): MATLAB 版[M]. 阮秋琦译. 北京:电子工业出版社. 2011: 99-100
- [20] 霍宏涛. 数字图像处理[M]. 北京: 北京理工大学出版社. 2002.
- [21] J. C. Fu, H. C. Lien, S. T. C. Wong, Wavelet-based Histogram Equalization Enhancement of Gastric Sonogram Images [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2000: 59-68.
- [22] Sabine Dippel, Martin Stahl, et al, Multi Scale Contrast Enhancement for Radiographies: Laplacian Pyramid Versus Fast Wavelet Transform[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(4): 343-353.
- [23] 李学明. 基于 Retinex 理论的图像增强算法[J]. 计算机应用研究. 2005, 22(2):235-237.
- [24] 夏思宇, 李久贤, 夏良正. 基于色彩恒常性的彩色图像增强改进算法[J]. 南京航空航天大学学报. 2006, 38(zl):54-57.
- [25] Yitian Zhao, Yonghuai Liu, Kezong Song. A Retinex theory based point sampling method[J]. International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition(SoCPaR). 2011, 330-335.
- [26] Land, E.H. and McCann, J.J. Lightness and Retinex Theory[J]. Journal of the Optical Society of America. 1971, 61(1): 1-11.
- [27] Frankle, Jonathan A and McCann, John J. Method and apparatus for lightness imaging[P]. US Patent : US4384336 A, 1983-05-17.
- [28] Kim J Y, Kim L S, Hwang S H. An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization[J]. Circuits and Systems for Video Technology, 2002, 11(4), 475-484.
- [29] 刘家朋, 赵宇明, 胡福乔. 基于单尺度 Retinex 的非线性图像增强算法[J]. 上海交通大学学报. 2007, 41(5):685-688.
- [30] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A, A multi scale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing. 1997, 6(7): 965-976.
- [31] Fattal R. Single image dehazing [J]. ACM Transactions on Graphic. 2008, 27(3):1-9.
- [32] 张冰冰, 戴声奎, 孙万源. 基于暗原色先验模型的快速去雾算法[J]. 中国图象图形学报. 2013, 18(2):184-188.

- [33] 王多超. 图像去雾算法及其应用研究[D]. 安徽大学硕士学位论文. 2010.
- [34] 钟亿龙. 单幅图像去雾处理算法研究及软件实现[D]. 西南交通大学硕士学位论文. 2012.
- [35] 胡玲玲. 单幅自然图像复原算法研究[D]. 浙江大学硕士学位论文. 2013.
- [36] 周首峰, 耿楠. 基于暗原色先验的单幅图像去雾方法的优化技术[J]. 计算机应用与软件. 2013, 30(7): 287-289.
- [37] 侯天峰. 数字图像去雾与超分辨重建算法研究[D]. 合肥工业大学. 2011.
- [38] 胡伟, 袁国栋, 董朝等. 基于暗通道优先的单幅图像去雾新方法[J]. 计算机研究与发展. 2010, 47(12):2132-2140.
- [39] 郭珈, 王孝通, 胡鹏程等. 基于邻域相似性的暗原色先验图像去雾方法[J]. 计算机应用. 2011, 31(5):1224-1226.
- [40] 林英. 基于小波变换的同态滤波法去雾图像处理[J]. 龙岩学院学报. 2008, 26(6): 32-35.
- [41] 唐亮, 谢维信, 黄建军等. 城市航空影像基于模糊 Retinex 的阴影消除[J]. 电子学报. 2005, 33(3):500-503.
- [42] Graham D. Finlayson, Steven D. Hordley, Mark S. Drew. Removing Shadows from Images Using Retinex[J]. In proceeding of: The Tenth Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications. Scottsdale, Arizona, USA, 2002: 73-79.
- [43] Zia-ur Rahman, Daniel J. Jobson, Glenn A. Woodell. Retinex processing for automatic image enhancement. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 100-110.
- [44] Edwin H Land. Recent advances in retinex theory and some implications for cortical computations: color vision and the natural image[J]. US National Library of Medicine National Institutes of Health. 1983, 80(16):5163-5169.
- [45] 汪荣贵, 张璇, 张新龙等. 一种新型自适应 Retinex 图像增强方法研究[J]. 电子学报. 2010, 38(12):2933-2936.
- [46] 肖泉, 丁兴号, 王守觉等. 有效消除光晕现象和颜色保持的彩色图像增强算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报. 2010, 22(8):1246-1252.
- [47] Meylan L, Stisstrunk S. High dynamic range image rendering with a Retinex-based adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2006, 15(9):2820-2830.
- [48] 许录平. 数字图像处理[M]. 科学出版社. 2011: 12-13.
- [49] 秦绪佳, 王慧玲, 杜轶诚等. HSV 色彩空间的 Retinex 结构光图像增强算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报. 2013, 25(4):487-493.
- [50] Ciurea F, Funt B. Tuning Retinex parameters[J]. Journal of the Electronic Imaging. 2004, 13(1): 48-57.
- [51] 周树道, 王敏, 黄峰等. 基于亮度小波变换和颜色改善的彩色图像去雾研究[J]. 哈尔滨理工大学学报. 2011, 16(4): 59-62.

- [52] 李大鹏, 禹晶, 肖创柏. 图像去雾的无参考客观质量评测方法[J]. 中国图像图形学报. 2011, 16(9):1753-1757.
- [53] 李小霞, 李铖果, 邹建华等. 一种新的低照度彩色图像增强算法[J]. 计算机应用研究. 2011, 28(9):3554-3555.

攻读硕士期间发表的论文

- [1] 曹永妹, 张尤赛. 图像去雾的小波域 Retinex 算法[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版). (已录用).
- [2] 曹永妹, 张尤赛. 基于三边滤波的 Retinex 图像去雾算法[J]. 现代电子技术. (已发表).

致 谢

时光如剑，岁月如梭！转眼间，在江苏科技大学的硕士研究生学习生活即将结束，通过这三年时间的学习，我无论是在思想上还是在学术研究上都获益匪浅。我能够取得今天的成绩，离不开诸多良师益友的指导和帮助，在此特表示衷心的感谢。

在即将毕业之际，首先我要感谢我的导师张尤赛教授，张老师严谨的治学态度、精益求精的工作作风、诲人不倦的敬业精神使我受益终身。从论文的选题、开题、分析到论文的最终完成，都倾注了张老师的无数心血。在整个研究过程中，张老师给我提供了很多宝贵的意见和建议。在研究遇到瓶颈的时候，张老师一直鼓励我，为我指点方向，帮助我开拓研究思路；在我浮躁，想放弃的时候，张老师告诉我要沉着，耐心；在小论文的撰写过程中，张老师不厌其烦的帮我指出论文中存在的问题，指导我如何有效撰写科技论文。在此，谨向张老师致以深深的谢意。

感谢张尤赛老师对我的谆谆教诲，感谢李垣江老师对我的指导，这一切都将让我终身受益。

感谢辛莉学姐、杨姝学姐、陈晓学姐、朱书进学长和戴长江学长的鼓励和指导，在我迷茫，没有思路的时候给予鼓励，并提出宝贵的建议。

感谢我的同学戴丽、王威、徐萍，感谢他们在平时的学习以及生活中给予我的帮助，在平时学习的讨论中找到突破点和新思路。

感谢黄琳、李云、魏凯学弟学妹们共同创造的和谐的学习环境，感谢他们最后在修改论文时给予的帮助。

感谢家人对我的关心和支持，尤其在我遇到困难时，父母给我的鼓励，让我找到战胜困难的勇气和信心。

再次衷心的感谢所有关心过和帮助过我的老师、同学和家人。

对百忙之中对我的论文进行审阅以及答辩的专家老师表示衷心的感谢！