

西安交通大学

硕士学位论文

基于融合特征的交通标志识别算法研究与实现

学位申请人：甘露

指导教师：田丽华 高级工程师

类别（领域）：工程硕士（软件工程）

2017 年 1 月

**Traffic sign recognition algorithm based on fusion feature
research and implementation**

A thesis submitted to
Xi'an Jiaotong University
in partial fulfillment of the requirements
for the degree of
Master of Engineering

By
Lu Gan
Supervisor: S.E. Lihua Tian
(Software Engineering)
January 2017

论文题目：基于融合特征的交通标志识别算法研究与实现

类别（领域）：工程硕士（软件工程）

学位申请人：甘露

指导教师：田丽华 高级工程师

摘要

交通标志检测与识别技术对于开发无人车以及智能辅助驾驶系统具有重要意义。准确快速地识别出道路上的交通标志，能够有效降低交通事故发生率，保障行车安全，同时极大地促进智能交通的发展。交通标志识别系统主要分为两个部分：交通标志检测与交通标志识别。由于实际道路环境中的交通标志处于非常复杂的背景中，并且往往会出现不同程度的几何失真和形变，这些因素都将对识别过程造成很大影响。而且，在实际情况中，难免出现天气恶劣的状况，图像能见度大大降低，也会对目标区域检测和分类识别效果产生很大的影响。

针对交通标志的几何失真和形变造成的识别率低下问题，本文提出一种基于小波不变矩和 Gabor 滤波的融合特征与 BP 神经网络相结合的交通标志识别方法。首先，采用具有旋转以及平移不变性的小波不变矩提取形状特征，并用 PCA 主成分分析法提取主要特征；然后，对图像进行 Gabor 滤波，对滤波后的输出图像提取纹理特征；最后，将两种特征融合并送入 BP 神经网络训练测试，对目标图像进行识别分类。针对恶劣天气情况造成的能见度降低，进而导致的识别率下降问题，本文在经典暗通道先验原理的基础上，结合研究对象特点，提出了一种基于混合暗通道的去雾算法。首先，对原始图像进行对比度增强操作，更好的区分明亮区域和非明亮区域。其次，对于近景区域和远景区域，明亮区域和非明亮区域分别进行暗通道操作。然后，对于明亮区域和非明亮区域分别计算大气光值，并进行线性叠加。最后，利用滤光原理，对得到的去雾图像进行曝光度增强，使图像色更加自然，提升视觉效果。

最后，对本文提出的算法进行实验验证。针对清晰图像，基于融合特征的识别算法识别率达到 98.33%，在极大地提高识别率的同时，满足实时性的要求。针对降质图像，基于混合暗通道的图像复原算法得到的图像，在视觉效果以及各个评价标准的对比下，均优于其他算法。对于复原后的图像进行识别，识别率由之前的 64.33% 提升至 91.66%。综上，本文提出的方法有效可行，具有一定的鲁棒性，同时扩展了交通标志识别算法的应用范围。

关键词：交通标志识别；融合特征；BP 神经网络；图像复原；暗通道先验

论文类型：应用研究

Title: Research and Implementation of Traffic Sign Recognition Algorithm Based on Fusion-features

Professional Fields: Engineering Master(Software Engineering)

Applicant: Lu Gan

Supervisor: S.E. Lihua Tian

ABSTRACT

Traffic sign detection and recognition technology for the development of unmanned vehicle and intelligent auxiliary driving system is of great significance. Identifying out the traffic signs on the road accurately and quickly, can reduce the incidence of traffic accidents effectively, and promote the development of intelligent transportation greatly. Traffic sign recognition system is mainly divided into two parts: traffic sign detection and traffic sign recognition. Due to the fact that the traffic sign road environment in complicated background, and tend to appear different degree of geometric distortion and deformation, these factors will cause great influence to the identification process. And in the actual cases, it is hard to avoid the situations of bad weather, in this condition, images' visibility reduced greatly, will generate very big effect on the target region detection and classification recognition.

For the problem of low recognition rate due to traffic signs of geometric distortion and deformation, this thesis presents a traffic sign recognition method based on wavelet moment invariant and Gabor filter characteristics combined with BP neural network. First of all, using the wavelet moment invariant which possess rotation and translation invariant to describe the shape features, and using PCA principal component analysis (PCA) to extract main features; Then, for the Gabor filter, to filter the output image after extraction of texture feature; Finally, fusing the two kinds of features and testing into the BP neural network, identification and classification of target images. Due to bad weather condition in poor visibility, leading to the recognition rate of decline, in this thesis, on the basis of the classical dark channel prior principle, combining with the characteristics of the object, this thesis presents an algorithm based on hybrid dark channel to remove fog. First of all, do the original image contrast enhancement operation, in order to distinguish bright areas and the dark areas better. Second, for close shot areas and far shot areas, bright areas and dark areas do the dark channel operation respectively. Then, calculating the atmospheric light for bright areas and the dark areas respectively, and do the linear superposition. Finally, using the principle of filter, to enhance the recover images' visibility, make the images' color look more naturally, improve the visual effect.

Finally, the experiment carried out to verify the proposed algorithm, To the clear image, the recognition algorithm based on fusion feature recognition rate can reach 98.33%, at the same time of recognition is improved greatly, and satisfying the requirement of real-time. To the degradation image, the recovered image based on hybrid dark channel algorithm, by means

ABSTRACT

of the comparison of the visual effect as well as the evaluation standards, we can find this thesis's algorithm are better than other algorithms, and the recognition rate elevate to 91.66% from 64.33%. In conclusion, the proposed method is effective and feasible, and has a certain robustness, expanding the application range of the traffic sign recognition algorithm.

KEYWORDS: Traffic sign recognition; The fusion feature extraction algorithm; The BP neural network; Image restoration; Dark channel prior

TYPE OF THESIS: Application Research

目录

| | |
|--------------------------------|----|
| 1 绪论 | 1 |
| 1.1 研究背景及意义 | 1 |
| 1.2 国内外研究现状分析 | 2 |
| 1.3 论文的主要研究内容 | 3 |
| 1.4 论文的组织结构 | 4 |
| 2 相关理论和技术 | 5 |
| 2.1 颜色空间分析及选择 | 5 |
| 2.2 图像处理 | 6 |
| 2.3 特征提取 | 7 |
| 2.3.1 小波不变矩 | 7 |
| 2.3.2 基于 Gabor 滤波器的纹理特征 | 9 |
| 2.4 BP 神经网络 | 10 |
| 2.5 去雾算法理论基础 | 11 |
| 2.6 本章小结 | 15 |
| 3 基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法 | 16 |
| 3.1 相关算法分析 | 16 |
| 3.2 算法总体描述 | 17 |
| 3.3 基于 HSV 颜色空间的交通标志检测与分割算法 | 18 |
| 3.4 基于融合特征和 BP 神经网络的交通标志识别算法 | 20 |
| 3.4.1 识别算法流程 | 20 |
| 3.4.2 图像预处理 | 22 |
| 3.4.3 小波不变矩特征提取 | 22 |
| 3.4.4 基于 Gabor 滤波器的纹理特征提取 | 23 |
| 3.4.5 BP 神经网络分类 | 24 |
| 3.5 实验结果分析 | 25 |
| 3.5.1 目标区域检测分割结果 | 26 |
| 3.5.2 预处理结果 | 28 |
| 3.5.3 小波不变矩特征提取结果 | 29 |
| 3.5.4 基于 Gabor 滤波器的纹理特征提取结果 | 30 |
| 3.5.5 BP 神经网络结构确定 | 30 |
| 3.5.6 识别率测试 | 30 |
| 3.6 本章小结 | 31 |
| 4 恶劣天气下的交通标志复原算法 | 33 |
| 4.1 暗通道先验算法 | 33 |
| 4.1.1 暗通道先验算法原理 | 33 |

| | |
|------------------------|----|
| 4.1.2 暗通道先验算法的缺陷 | 35 |
| 4.2 改进的混合暗通道去雾算法 | 36 |
| 4.2.1 算法总体流程 | 36 |
| 4.2.2 对比度增强 | 38 |
| 4.2.3 混合暗通道算法 | 39 |
| 4.2.4 大气光值估算改进 | 41 |
| 4.2.5 复原图像亮度增强 | 43 |
| 4.3 实验结果分析 | 44 |
| 4.3.1 复原图像效果对比 | 44 |
| 4.3.2 图像评价标准对比 | 45 |
| 4.3.3 去雾后的识别率 | 46 |
| 4.4 本章小结 | 47 |
| 5 结论与展望 | 48 |
| 5.1 结论 | 48 |
| 5.2 展望 | 49 |
| 致谢 | 50 |
| 参考文献 | 51 |
| 攻读学位期间取得的研究成果 | 53 |
| 声明 | |

CONTENTS

| | | |
|-------|---|----|
| 1 | Introduction | 1 |
| 1.1 | Research Significance and Background | 1 |
| 1.2 | Current Research Status | 2 |
| 1.3 | Main research Contents | 3 |
| 1.4 | Organization of Thesis | 4 |
| 2 | Introduction of Relevant Technology | 5 |
| 2.1 | Color space analysis and choice | 5 |
| 2.2 | Image preprocessing | 6 |
| 2.3 | Feature extraction | 7 |
| 2.3.1 | Wavelet invariant moment | 8 |
| 2.3.2 | Based on the texture characteristics of Gabor filter | 10 |
| 2.4 | BP neural network | 10 |
| 2.5 | To fog algorithm theoretical basis | 12 |
| 2.6 | Chapter summary | 15 |
| 3 | Traffic signs recognition algorithm based on the wavelet moment invariant feature and Gabor texture feature | 16 |
| 3.1 | The algorithm analysis | 16 |
| 3.2 | General description of algorithm | 17 |
| 3.3 | Traffic sign detection and segmentation algorithm based on color model | 18 |
| 3.4 | Traffic sign recognition based on the fusion feature and BP neural network | 20 |
| 3.4.1 | General description of recognition algorithm | 20 |
| 3.4.2 | Image preprocessing | 22 |
| 3.4.3 | Wavelet moment invariant feature extraction | 22 |
| 3.4.4 | Texture feature extraction based on Gabor filter | 23 |
| 3.4.5 | Algorithm steps | 24 |
| 3.5 | Analysis of experimental results | 25 |
| 3.5.1 | The target area detection segmentation result | 26 |
| 3.5.2 | Preprocessing results | 28 |
| 3.5.3 | Wavelet moment invariant feature extraction results | 29 |
| 3.5.4 | Texture feature extraction based on Gabor filter results | 30 |
| 3.5.5 | The BP neural network structure | 30 |
| 3.5.6 | Identification test | 30 |
| 3.6 | Chapter summary | 31 |
| 4 | Traffic sign recovery algorithm under the bad weather | 33 |
| 4.1 | Dark channel prior is presented | 33 |
| 4.1.1 | Dark channel prior algorithm principle | 33 |
| 4.1.2 | Dark channel prior defects of the algorithm | 35 |
| 4.2 | Algorithm based on improved hybrid dark channel prior | 36 |

CONTENTS

| | |
|--|----|
| 4.2.1 Algorithm of overall process | 36 |
| 4.2.2 Contrast enhancement | 38 |
| 4.2.3 Hybrid dark channel algorithm..... | 39 |
| 4.2.4 Double area to estimate atmospheric light values | 41 |
| 4.2.5 The recovery image enhancement | 43 |
| 4.3 Analysis of experimental results..... | 44 |
| 4.3.1 Restored image contrast effect | 44 |
| 4.3.2 Image evaluation standard..... | 45 |
| 4.3.3 Recognition rate | 46 |
| 4.4 Chapter summary | 47 |
| 5 Conclusions and Expectations..... | 48 |
| 5.1 Conclusions | 48 |
| 5.2 Expectations | 49 |
| Acknowledgements | 50 |
| References | 51 |
| Achievements | 53 |
| Declarations | |

1 绪论

1.1 研究背景及意义

随着我国社会经济稳定快速的发展，以及城镇化的不断推进，城市人口数量急剧增长，人们的生活质量也有了很大的提升，越来越多的家庭购买汽车代步。然而，汽车数量的增多不仅污染了环境，随之而来的还有交通堵塞，以及行驶安全问题。由于驾驶员疲劳，或是恶劣天气下驾驶员的视线受阻，导致对交通标志漏看，误看等都会造成交通事故。交通事故不仅会为自身以及社会带来经济损失，甚至会威胁到人身安全。在这种情况下，智能交通系统的概念应运而生。

智能交通系统(Intelligent Traffic Systems, ITS)^[1]将先进的信息，数据通信，传感器，电子控制以及计算机等多项技术有效地整合，并运用于整个交通运输管理体系，从而建立起一种大范围内，全方位发挥作用的，实时，准确，高效的综合运输和管理系统。智能车辆作为智能交通系统中的重要组成部分，对智能车辆的研究具有很大的意义。而智能车辆的核心是智能辅助驾驶系统，这种系统应当具备路况信息实时监控，驾驶员精神状态提醒以及道路交通标志的检测识别等功能。目前，交通标志的检测识别系统是智能交通系统研究领域中的重点，准确实时地识别出道路上的交通标志，能有效减少交通事故发生概率，保障行驶安全。由于实际道路上的交通标志处于十分复杂的环境中，检测与识别的难度较大，因此在这一领域的研究仍需突破。

交通标志检测是交通标志识别系统的关键技术之一。交通标志检测是指将交通标志从复杂的背景图像中提取出来，作为将来分类识别的基础。因此，准确的定位交通标志所在位置，并将其从整幅图像中分割出来显得尤为重要。目前，常用的方法是通过图像的颜色或形状等特征对目标区域进行定位，对于光线条件良好的图像，可以达到很好的检测效果。然而，在行驶过程中，难免遇到雨雪或者雾霾等恶劣的天气状况，此时，由于能见度急剧降低，交通标志模糊难以识别，这将对驾驶员造成很大的困扰，带来难以估量的损失以及严重的安全隐患。因此，实现图像信息复原刻不容缓。图像去雾技术能够很好地解决图像退化的问题，有效增强图像的可视性。研究去雾技术，并将其很好地应用于汽车辅助驾驶系统，将会大大提升交通标志识别系统的实用性。

图像识别是交通标志识别系统的另一重要部分。解决识别问题的方法可以归纳为基于知识的方法和基于数据的方法两大类。基于知识的方法是指以专家系统为代表的方法，其基本思想是：根据专家整理的相关研究对象的知识，总结出一些描述特征与类别间关系的准则，建立计算机推理系统，进而对样本进行推理分类。基于数据的识别方法是收集一定数量的样本，用这些样本作为训练集来训练识别机器，然后对未知样本进行分类，这种方法可以看作是基于数据的机器学习的一种特殊情况^[2]。

综上所述，研究交通标志识别技术，去雾算法在交通标志检测方面的应用，以及

基于机器训练学习的图像识别分类算法，不仅具有深远的学术意义，同时具有广泛的社会效益和现实意义。

1.2 国内外研究现状分析

交通标志检测与识别技术对于开发无人车以及智能辅助驾驶系统具有重要意义。准确快速地识别出道路上的交通标志，能够有效降低交通事故发生率，保障行车安全，同时极大地促进智能交通的发展。交通标志识别系统主要分为两个部分：交通标志检测与交通标志识别。

1) 交通标志检测

目前常用的交通标志分割技术是利用颜色或者形状特征将目标区域标记出来。文献[3]提出一种基于 RGB 颜色空间特征的图像分割算法。但 RGB 颜色空间对于亮度十分敏感，不具备鲁棒性。因此，文献[4]提出基于 HSI 空间的颜色分割方法。虽然 HSI 空间的三个分量关联性较小，但当饱和度和亮度较低时会导致色调的不稳定，因而需要探索更为适合的颜色空间。文献[5]提出一种基于颜色和形状的检测算法，即设计两个概率神经网络，一个用来区分交通标志的不同颜色，另一个用于识别交通标志各自的几何形状特征。但该方法过于繁复，不能满足实时性的要求。

2) 交通标志识别算法

国内外研究人员已经对交通标志的识别算法展开了很多研究。

(1) 基于形状特征的交通标志识别算法。如文献[6]提出了基于 Hu 不变矩的道路交通标志识别算法。文献[7]提出了基于 Zernike 矩特征与 BP 神经网络相结合的交通标志识别方法。实验结果表明，该特征具有很强的抗图像平移缩放和旋转识别能力，训练速度快等特点。但此算法是在标准样本集下进行测试的，不具备实用性。文献[8]提出基于 Zernike 矩特征与 SVM 相结合的识别算法。该算法实现了对实际环境中的交通标志识别，达到了较好的识别效果，但 Zernike 特征只能提取图像的全局特征，无法描述图像的局部精细特征，对于复杂环境中的交通标志识别效果欠佳。

(2) 基于纹理特征的交通标志识别算法。文献[9]提出基于 Gabor 小波的识别算法。对图像进行 Gabor 小波变换，得到不同角度和尺度的小波图像，用 2DICA 提取其主特征，并送入 SVM 进行分类。该算法能够稳定有效地识别多类交通标志，但提取的特征类别单一，不能很好地把握交通标志的形状特点。

(3) 基于多特征融合的交通标志识别算法。文献[10]提出基于多个特征融合的识别方法。对交通标志图像分别提取两个不同的特征，即 hog 特征和基于子模式组合的分块核函数特征。但分块核函数是一种统计特征，很难充分地利用样本分布信息，并且对图像亮度变化非常敏感。而 hog 作为边缘特征，易受图像背景边缘的影响，不利于复杂背景下的交通标志识别。基于多特征融合的识别算法是以后各类图像识别算法的研究趋势。

3) 图像去雾技术

随着计算机视觉技术的发展，图像去雾技术逐渐引起人们的重视。目前的去雾技术主要分为两个方面：

(1) 基于图像处理的增强方法，包括全局增强和局部增强。其中全局增强方法有：全局直方图均衡，基于 Retinex 的最小尺度去雾^[1]，小波增强去雾算法等，局部增强方法有：局部直方图均衡去雾，局部增强等。然而这类仅凭图像增强的处理，想要达到良好的去雾效果，可靠性较低，并且会造成严重的色彩失真。

(2) 基于物理模型的图像复原方法，包括基于偏微分方程方法和基于先验方法。其中，基于偏微分方程方法有建立最优化模型和消除不确定性模型等。基于先验的方法有 Tan 方法，Fattal 方法，何凯明经典暗通道先验算法。但用此法处理的图像颜色整体偏深，而且难以避免由于天空部分不符合暗通道先验原理而对整体图像的去雾结果造成的影响，无法满足视觉需求。

1.3 论文的主要研究内容

本文针对交通标志识别系统的核心技术展开研究，首先分析交通标志识别技术的发展现状和存在的问题，确定了本文的研究重点以及算法的改进方向。首先，对于清晰图像，设计了基于融合小波不变矩和 Gabor 纹理两种特征的识别算法。对于降质图像，基于经典暗通道先验算法，提出了改进的混合暗通道去雾算法。具体研究工作如下：

1) 针对图像检测定位不准确的问题，本文采用一种基于颜色阈值的目标分割检测算法，并结合形态学操作（二值图像膨胀，平滑，腐蚀等）精确定位目标区域所在位置，将交通标志裁剪出来。

2) 深入分析交通标志图像的特征，目前的识别算法大多是采用单一特征进行分类识别，而单一特征的抗干扰能力较差，非常容易受到环境影响。因此，本文在 Zernike 不变矩的基础上，提出采用小波不变矩来构造交通标志的形状特征。该特征弥补了小波变换和 Zernike 不变矩的缺陷，既具备旋转平移不变性，又能够反映不同尺度和位置的局部信息，相比于 Zernike 不变矩，可以更加精确地提取图像的形状特征。同时，本文还对图像经过 Gabor 滤波，提取纹理特征。将上述两种特征融合，并送入 BP 神经网络训练测试。融合特征具有很多优势，不仅可以互相弥补两种特征各自的不足，全面把握图像的全局特征和局部特征。并且能够描述图像的多方面属性，极大地提高识别结果的可靠性和准确性。

3) 分析了目前交通标志检测识别的难点：由于实际场景下的交通标志难免会处于背景十分复杂，光线昏暗或是天气恶劣的情况下，这对目标图像的检测识别带来了很大的挑战。因此，希望将去雾算法应用到交通标志检测识别中，通过提升降质图像质量，达到更好的检测识别效果。本文在经典的暗通道先验去雾算法的基础上，改进并设计了一种基于混合暗通道的图像去雾方法。

1.4 论文的组织结构

本文围绕交通标志识别系统的两大核心算法进行了深入细致的研究，全文的章节内容和结构安排如下：

第一章，绪论。概括介绍本文研究内容的背景和意义，该领域国内外的研究现状，本文研究的主要内容以及全文的章节安排。

第二章，相关理论和技术。介绍了目前常用的特征提取方法，以及分类方法。着重介绍了本文所用技术的理论基础，包括图像预处理，形态学操作，颜色空间特征，小波不变矩，Gabor 滤波器，BP 神经网络，大气散射模型。

第三章，基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法。首先，采用一种基于 HSV 颜色空间的阈值分割方法，将交通标志所在的目标区域从整幅图像中定位分割出来。然后，使用具有旋转以及平移不变性的小波不变矩描述图像的形状特征，并用 PCA 主成分分析法提取主要特征；随后，对图像进行 Gabor 滤波，对滤波后的输出图像提取纹理特征；最后，将两种特征融合并送入 BP 神经网络训练测试，对目标图像进行识别分类。采用公开数据集对算法进行验证，结果表明该算法具有更高的准确率。

第四章，恶劣天气下的交通标志复原算法。由于恶劣天气下的交通标志检测识别效果不好，本章针对这个问题，提出将去雾算法应用到交通标志检测识别中。首先简单介绍雾质天气形成的原理及其物理模型。然后介绍了经典的暗通道先验去雾算法，在此基础上，提出一种改进的混合暗通道先验算法：即先采用增强图像对比度的方法突出近景区域与远景区域，明亮区域与非明亮区域的差异，然后通过设定暗通道亮度阈值，设计混合暗通道，消除 halo 效应以及图像过饱和等问题，并通过增强曝光度，提升图像的可视性。最后，在采集到的恶劣天气下的道路实景图像上对算法效果进行验证。

第五章，结论与展望。对本文的整体内容进行总结，在目前已经完成的工作基础上，对后续的算法改进工作进行展望。

2 相关理论和技术

交通标志识别系统主要包括两个主要部分：其一，交通标志检测，通过目标区域的某些特征，将交通标志所在区域从整幅图像中分割裁剪出来。其二，交通标志识别，通过提取图像的特征向量，并利用适当的分类器对其进行分类，得到最终的识别结果。同时，为了提升算法的普适性，针对恶劣天气下的交通标志图像的复原技术展开了深入研究。本章主要介绍了交通标志检测识别算法以及图像去雾复原技术中所用到的相关理论基础。

2.1 颜色空间分析及选择

颜色模型，也称作颜色空间或者彩色系统。是指三维颜色空间的可见光子集，包含了某个颜色域的所有颜色。在颜色模型中，每种颜色都用单个点来表示。实际应用中常见的颜色空间有 RGB, HSV, HIS, YUV, Lab, Munsell 等，下面将分别对这些颜色空间作简单的介绍。

1) RGB

RGB 是图像处理中最常用的颜色空间。RGB 颜色空间模型是基于笛卡尔坐标系的，在此坐标系下，用一个正方体表示：在 RGB 颜色空间的原点上，任意一个基色均没有亮度，即原点为黑色，三基色都达到最高亮度时为白色，三基色亮度较低且等量时将产生灰色。立方体三个角对应三基色——红、绿、蓝，余下的三个角对应三补色——黄，青，紫。RGB 颜色空间的优点在于处理方便，不需要进行颜色空间的转换，实时性好；缺陷在于 R, G, B 三个分量相互关联，所以光照强度对三分量的影响较大。

2) HSV

由于 HSV 颜色空间与人的视觉特性较为接近^[12]，因此在大多实际应用中，使用的都是这种模型。该颜色模型由色调（H），饱和度（S），和亮度（V）三个分量构成，色调用角度表示，范围为-180~180 度或 0~360 度；饱和度用在径向方向上离开中心线的距离表示，从 0%到 100%完全饱和；亮度用垂直轴表示。整体模型可以用一个圆柱坐标系统表示。HSV 颜色空间与 RGB 颜色空间之间存在着如下转换关系：

$$H = \begin{cases} \theta, & B < G \\ 360 - \theta, & B > G \end{cases} \quad (2-1)$$

$$\theta = \arccos\left(\frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}}\right) \quad (2-2)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R,G,B)}{V} \quad (2-3)$$

$$V = \frac{R+G+B}{3} \quad (2-4)$$

这种颜色模型一方面可以消除亮度成分在图像中与颜色信息的联系，另一方面色

调和饱和度与人的视觉感受密切相关，这些优点使 HSV 颜色模型广泛地应用于计算机图形学，科学计算可视化等领域。

综上，为了保证将交通标志从自然场景中分离的快速性，准确性，首先需要正确选择颜色空间。选择一个合适的颜色空间是图像有效分割的基础。通常我们用不同颜色之间的欧氏距离（也称色差）作为不同颜色的分割标准。色差很容易影响背景复杂的图像的分割效果，并且色差的计算与颜色空间的均匀程度有着紧密的联系。因此，具有均匀性的颜色模型以及与人类视觉较为相似的色差计算结果，是获得较好的图像分割效果的前提。根据实际经验，以及样本图像的分析可知，光照、天气等自然因素对图像状态的影响很大。因此，我们希望能够找到不受光线影响的颜色空间，即选择对光照和天气变换不敏感的颜色空间。

同时，颜色空间还应该具备视觉自然性、紧凑性、完整性和一致性的条件。在之前介绍的常用颜色空间中，只有 HSV 颜色空间最能满足自然性、紧凑性、完整性和一致性的综合要求。结合本课题的研究对象道路上的交通标志，极易受到光线和背景影响，因此，选择对光照不敏感、空间均匀的 HSV 颜色空间，各方面综合效果最优^[13]。

2.2 图像处理

图像在成像，采集，传输，复制等过程中会造成降质退化现象。例如，由于光学系统导致的图像失真，运动状态下的图像模糊，传输过程中的噪声干扰等。因此，需要对样本图像进行预处理操作，以提高图像质量。常见的预处理操作包括以下几种：

1) 直方图均衡化

直方图均衡化是利用图像的直方图来调整对比度的方法。当我们希望增加图像的局部对比度时，可以采用这种方法。这种方法仅仅增强局部对比度，使亮度可以更好地分布，并不会影响图像整体的对比度。

2) 图像锐化

某些时候由于图像自身的原因，或者是对图像经过一些处理（如平滑操作）后，往往会出现图像中的边界或者轮廓不清晰的情况，图像锐化可以使图像的边缘信息以及图像局部细节更加清晰。某些预处理操作实质上是对图像进行平均运算或者积分运算，通过逆运算比如微分运算，能够恢复图像。

3) 中值滤波

中值滤波的基本原理是，对于图像中某一点，用这一点的一个邻域中各点的中值代替这一点本身的值，这样做的目的是为了为了使这一点附近的像素值与实际像素值更加接近，起到抑制噪声的作用。常用的中值滤波模板有线状，圆形，十字形，圆环形等。

4) 形态学操作

数字形态学的基本思想是利用结构元素作为“探针”，在图像中移动，在不断移动过程中，收集图像信息和图像各部分之间关系，掌握结构特征。结构元素携带了各类信息，如形态，色度，灰度，大小等。不同点的集合形成的结构元素的性质不同。因

此, 分析图像的首要步骤是选择合理的结构元素。

最基本的形态学运算包括膨胀, 腐蚀, 开操作, 闭操作, 通过这些运算及其组合对图像进行形状和结构上的分析处理, 能够有效抑制噪声, 解决特征提取, 边缘检测, 目标识别, 图像恢复与重建等方面的问题^[14]。

2.3 特征提取

对图像进行特征提取的过程, 实际上是一个数学映射的过程, 得到的特征向量集合是原始特征向量集合的一个子集, 通过特征提取达到去除冗余特征向量的目的, 降低特征向量空间维数, 从而更快速更准确地实现分类^[14]。理想的特征描述符应该对图像亮度变化、尺度变化、旋转和仿射变换等有一定的鲁棒性。常见的特征提取方法主要有基于颜色的特征提取, 基于形状的特征提取, 基于纹理的特征提取, 基于空间关系的特征提取。

1) 基于颜色的特征提取

颜色特征是一类全局特征, 可以描述图像颜色的全局分布, 以及各种颜色在整个图像中的占比, 具有一定的旋转平移不变性。但不能表达每种颜色的空间位置信息, 而且对于图像的方向变化, 或者大小变化并不敏感, 所以不能够很好地描述图像的局部特性。

2) 基于形状的特征提取

形状特征的特点是, 可以比较有效地利用图像中感兴趣的目标来进行检索, 形状特征的表示方法分为基于区域的形状描述和基于轮廓的形状描述两种。其中, 基于轮廓的形状描述, 主要是对图像中目标物的边缘描述; 基于区域的形状描述, 主要包括几何不变矩, Zernike 不变矩, Legendre 矩等几种描述方法^[15]。但是, 基于区域的形状描述具有以下缺点: 即对光线以及图像质量的要求相当较高, 对于发生形变的物体检测效果不佳。

3) 基于纹理的特征提取

纹理特征反映了图像中的同质现象, 包含了图像中物体的表面结构, 以及组织排列的重要属性, 不仅仅能够反映图像的灰度统计信息, 而且能够反映图像的空间分布以及结构信息^[16]。纹理特征也是一类全局特征, 具有旋转不变特性, 以及一定的抗干扰能力, 一般不太容易受到噪声干扰。但纹理特征的计算结果会随着图像的分辨率变化而变化, 甚至出现有较大的误差。

4) 基于空间关系的特征提取

空间关系是指, 从图像中分割出来的各个区域之间的相互空间位置的关系, 或者是相对方向的关系。空间关系特征可以用于描述并且区分图像的内容, 但是其缺点在于, 对图像的旋转变化以及尺度变化较为敏感。这类特征无法独立地表示不同的场景信息, 而是需要配合其他的特征共同作用。

2.3.1 小波不变矩

小波不变矩特征将小波变换和不变矩的优点完美结合，既可以提取图像的全局信息，又能够反映其局部细节特性，并且具有旋转平移不变性的特点，同时降低了对外界环境的敏感程度，很大程度上提高了矩特征对图像精细特征的把握能力。

1) 小波变换

小波分析是 20 世纪 80 年代开始逐渐发展成熟的应用数学的一个分支，是一种对信号的时间（二维信号为空间）-频率的双重分析方法，具备多分辨率（多尺度）分析能力。并且小波变换的窗口具有大小固定但形状可变的特点，能够满足时频局部化分析的要求，非常适合用于局部特征的提取。在图像和信号处理领域具有重要的应用价值^[17]。

按如下方式生成的函数族称为连续小波：

$$\psi_{a,b}(x) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (2-5)$$

式中， $a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$ ， a 为伸缩因子， b 为水平因子， $\psi(x)$ 为基本小波或母波，母波可由平移与尺度变换构造小波基函数。如 Haar 函数是一种基本正交基，也是小波变换中的典型小波。定义连续信号 $f(x)$ 的连续小波变换为：

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b}(x) \rangle = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{\mathbb{R}} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (2-6)$$

2) 小波矩变量

设图像的分布函数为连续函数 $f(x, y)$ ，由 $x = r\cos(\theta)$ ， $y = r\sin(\theta)$ 将 $f(x, y)$ 转换为极坐标下的表达形式 $f(r, \theta)$ ，得到 $(p+q)$ 阶不变矩表达式：

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} S_q(r) h_p(r) r dr \quad (2-7)$$

式中， $S_q(r) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(r, \theta) e^{jp\theta} d\theta$ ， $h_p(r)$ 表示变换核的径向分量， $e^{jp\theta}$ 表示变换核的角度分量。

将小波变换与不变矩结合，是用基本小波函数即母函数取代变换核的径向分量，得到小波不变矩公式为：

$$W_{n,m,q}^{\omega} = \int_{-\infty}^{+\infty} S_q(r) \varphi_{m,n}(r) r dr \quad (2-8)$$

式中， $\varphi_{m,n}(r)$ 为基本小波函数， m 为基本小波函数的尺度因子 ($m=0,1,2,\dots$)， n 为基本小波函数的平移因子。

3) 小波基函数

选取合适的小波基函数是准确提取小波不变矩特征的关键步骤。三次样条小波函数具有很好的边缘检测以及定位能力，已经被广泛地应用于各类边缘检测领域。该函数的形式接近于 Zernike 不变矩，可以提取局部的特征信息，具有有限次平滑性、对称性、紧支集、全正性、递推性等特点^[18]。并且，其局部时频性能够保证大多数的实际应用。

Albroubi 等已经证明，三次样条小波函数与高斯函数非常逼近，并且比较容易实现^[20]。蔡元龙等人从时频局部化的角度出发，对不同次数的样条小波函数进行了分析，证明三次样条小波在边缘提取等实际应用中是渐近最优的^{[19][20]}。但其在交通标志识别

中很少被应用，因此本文采用三次样条小波函数作为基本小波函数，该小波的表达式为：

$$\psi(r) = \frac{4a^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_{\omega} \cos(2\pi f_0(2r-1)) \exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_{\omega}^2(n+1)}\right) \quad (2-9)$$

式中， $n=3, a=0.697066, f_0=0.409177, \sigma_{\omega}^2=0.561145$ 。^[18]

三次样条小波函数具有以下特点：

- (1) 形式接近 Zernike 不变矩，可提取局部特征信息；
- (2) 具有有限次平滑性、对称性、紧支集、全正性、递推性和高斯逼近性；
- (3) 局部时频性能足以保证大多数的实际应用；

根据多尺度分析的小波函数构造方法，利用三次样条小波函数构造出一类小波基函数，用于特征提取中，能够有效获得图像的局部特征，对形状较为相近的图像达到较好的识别效果。

2.3.2 基于 Gabor 滤波器的纹理特征

1) 2D Gabor 滤波器

人类视觉具有多通道和多分辨率特征^[21]。而 2D Gabor 滤波器^[22]非常适用于模拟人眼视觉通道，能够获得空域和频域的最小不确定性，在方向和频率选择方面也拥有良好特性。此外，Gabor 滤波器还有以下优点：

- (1) 具有小波特性，能够充分描述图像纹理信息；
 - (2) 可以描述不同方向上的像素分布信息，使特征点定位更加精准；
 - (3) 可以描述不同尺度上的像素分布信息，通过调整尺度提取全局或者局部特征；
- 综上，2D Gabor 滤波器在纹理分析中有着非常广泛的应用。

Gabor 滤波器基函数表示为：

$$H(x, y, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{\pi\left[\left(\frac{x_{\theta_k}}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y_{\theta_k}}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \exp\left(\frac{2\pi x_{\theta_k}}{\lambda}\right) \quad (2-10)$$

式中： λ 和 θ_k ：正弦波波长，正弦波方向；

$$\theta_k = \frac{\pi}{n}(k-1), \quad k = 1, 2, 3, \dots, n$$

K：滤波器方向个数；

坐标旋转公式： $x_{\theta_k} = x \cos \theta_k + y \sin \theta_k$

$$y_{\theta_k} = -x \sin \theta_k + y \cos \theta_k \quad (2-11)$$

通过坐标旋转公式以及改变参数 $\lambda, \sigma_x, \sigma_y$ 可以满足多方向，多尺度分析特性。

2) 纹理特征参量

纹理是反映图像中同质现象的视觉特征，包含物体表面结构组织排列的重要属性，既反映图像的灰度统计信息，又反映图像的空间分布和结构信息^[16]。具有代表意义的纹理特征参量主要有：灰度均值，方差，平均梯度，能量，熵，惯量，相关。分别定义如下：

$$\text{灰度均值: } \mu = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(i, j) \quad (2-12)$$

$$\text{方差: } \sigma = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (G(i, j) - \mu)^2} \quad (2-13)$$

$$\text{熵: } E_t = - \sum_{ij} G(i, j) \cdot \log G(i, j) \quad (2-14)$$

$$\text{能量: } E_g = \sum_{ij} G^2(i, j) \quad (2-15)$$

$$\text{惯量: } I = \sum_{ij} (i - j)^2 G(i, j) \quad (2-16)$$

$$\text{相关: } \text{COR} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij P(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2-17)$$

$$\text{平均梯度: } \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{\frac{(\frac{\partial f(i, j)}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f(i, j)}{\partial y})^2}{2}} \quad (2-18)$$

2.4 BP 神经网络

人工神经网络^{[23][24]}是人类在对大脑神经网络认识理解的基础上人工构造的能够实现某种功能的神经网络，是一种理论化的人脑神经网络的数学模型，是基于大脑神经网络的结构和功能而建立的一种信息处理系统。

人工神经网络有抗噪声，容错，自适应，自学习能力强等特点，目前神经网络已经广泛应用于模式识别，图像处理，语音处理，自动目标识别，专家系统等领域，取得了突出的成绩。并且在神经生理学，人事科学，数理科学等新兴前沿领域也有涉足。

BP 神经网络一般具有三层或三层以上的结构，由输入层，隐含层，输出层组成。输入信号沿着输入层到输出层的方向单向流动，输入层把信号传递给隐含层，隐含层再把信号传递给下一个隐含层，最后一个隐含层把信号传递给输出层。这种神经网络实现的是从输入层到输出层的映射。若输出层未得到期望输出，则转入反向传播，根据预测误差调整网络权值以及阈值，从而使预测输出不断逼近期望值^[25]。

设计一个神经网络的重点在于模型的结构和学习算法的选择。通过大量研究文献，以及实际情况综合分析，确定网络参数并不断调整，直至输出结果满足要求。BP 神经网络的主要参数如下：

1) 网络节点

包括输入层节点，隐含层节点，输出层节点，其中输入层节点是系统特征因子个数，输出层节点是待分类类别个数。隐含层节点个数对网络的预测精度有较大影响：节点数过少，网络学习效果不佳，训练精度也会受到影响；节点过多，训练时间过长，网络容易出现过拟合现象。最佳节点数选择可参照以下公式：

$$\begin{aligned} l &< n - 1 \\ l &< \sqrt{(m + n)} + a \\ l &= \log_2 n \end{aligned} \quad (2-19)$$

式中， n 为输入层节点数， l 为隐含层节点数， m 为输出层节点数， a 为 0~10 之间的常数。实际问题中，隐含层节点数可先根据公式确定大致范围，然后使用试凑法确

定最佳节点数。

2) 网络初始化

根据输入输出确定网络输入层节点数 n ，隐含层节点数 l ，输出层节点数 m ，初始化输入层，隐含层和输出层神经元之间的连接权值 w_{ij}, w_{jk} ，初始化隐含层阈值 a ，输出层阈值 b ，给定学习速率和神经元激励函数。

3) 激励函数

节点作用的激励函数通常选取 S 型函数，即 sigmoid 函数：

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x/Q}} \quad (2-20)$$

S 型函数可以看作是对阶跃函数的一种逼近，作为节点之间的传递函数，不管网络结构多么复杂，总可以通过计算梯度来考察各参数对输出的影响，通过梯度下降法调整参数值。

4) 迭代次数

一般选取 1000 次，因为神经网络的计算并不能保证每一次迭代的结果都收敛，所以当出现结果不收敛的情况时，允许最大的迭代次数。

5) 允许误差

一般选取 0.001~0.00001，若两次结果的误差均小于设定值时，则结束迭代，输出结果。

6) 动态参数

根据经验选取。

2.5 去雾算法理论基础

1) 雾质天气形成原因

雾质天气常常会导致图像的能见度急速下降。能见度是反映大气透明度的一个指标，是指具有正常视力的人在当时的天气条件下还能够看清楚目标轮廓的最大距离。当出现降雨，雪，雾，霾，沙尘暴等天气状况时，大气透明度较低，因此能见度较差。从大气成分来分析：大气中的颗粒物类型，数量以及尺寸决定了空气状况和能见度情况。随着大气中颗粒物的各种变化，形成晴天，雨，云，雾，霾等不同的天气状况^[26]。如表 2-1 所示，是颗粒物与各类天气之间的关系。

表 2-1 各种天气与粒子关系

| 大气状况 | 颗粒类型 | 颗粒半径 | 密度 |
|------|------|------------------|------------------------|
| 晴天 | 分子 | 10^{-4} | 10^{19} |
| 雨 | 水滴 | $10^2 \sim 10^4$ | $10^{-2} \sim 10^{-5}$ |
| 云 | 小水滴 | 1~10 | 10~300 |
| 雾 | 小粒子 | 1~10 | 10~100 |
| 霾 | 悬浮颗粒 | $10^{-2} \sim 1$ | $10 \sim 10^3$ |

2) 雾霾天气特征

采用直方图来描述雾天图像像素灰度分布情况，通过对多幅不同天气状况下拍摄的图像及其对应直方图进行对比分析，发现如下特点：

(1) 对于晴天场景下的图像，其直方图分布范围广，且较为均匀，信息保留完整。如图 2-1(a)(b)所示；

(2) 对于雾天场景下的图像，其直方图的像素分布范围比较窄，图像信息大面积缺失；且雾天图像的直方图上各灰度级靠拢方向趋向图像平均亮度位置，如图 2-1(c)(d)所示；

(3) 随着雾气浓度越高，雾天图像像素在直方图某个灰度级范围内靠拢现象越严重，图像动态范围越低，如图 2-1(e)(f)所示；

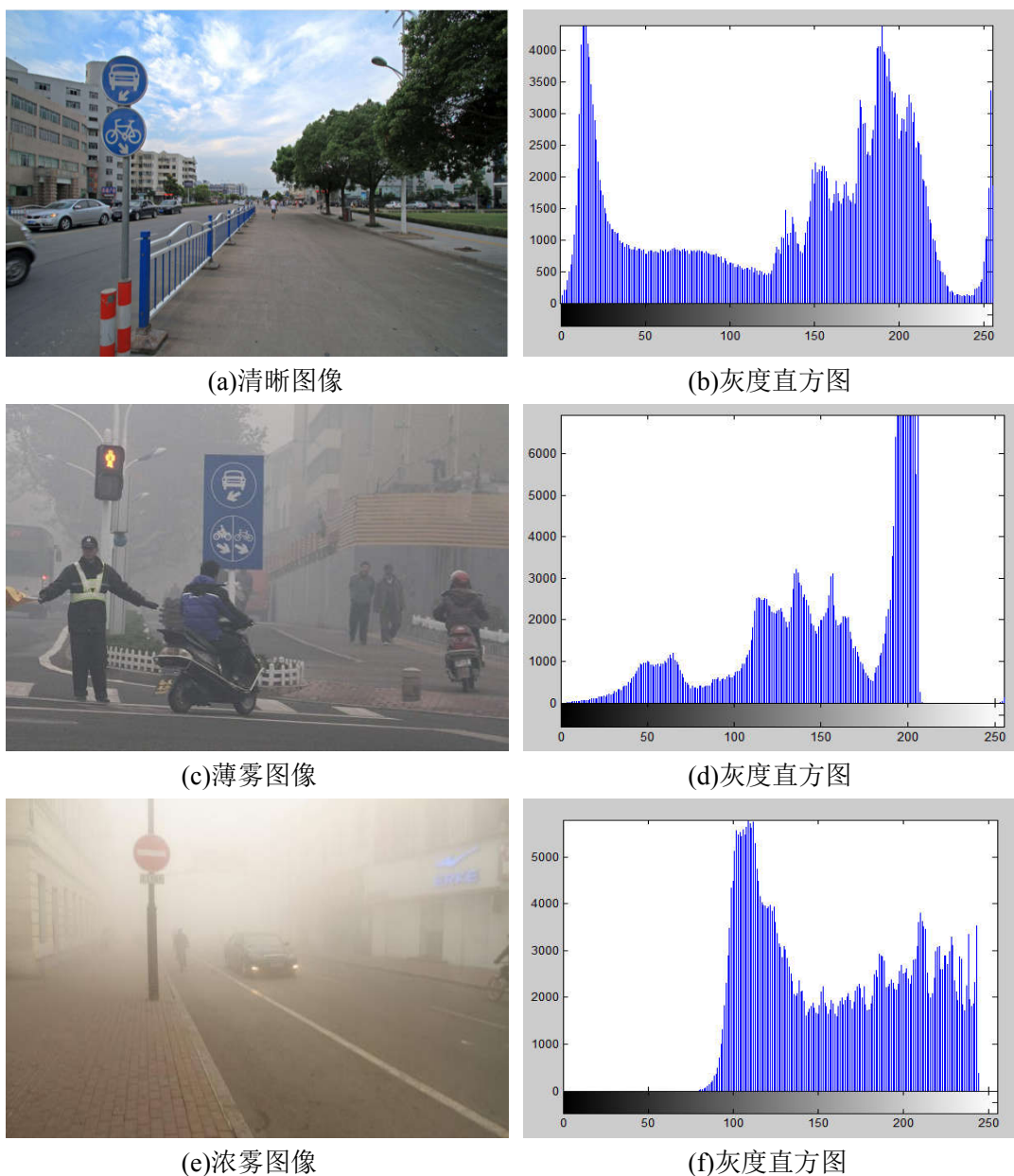


图 2-1 不同天气状况下的灰度直方图

3) 大气散射模型

依据在米氏散射理论^[27]的基础上, McCartney 提出了大气散射模型^[28], 大气散射模型用于描述光在雾天环境下传输的物理特性, 阐释了在雾、霾等天气条件下的成像机理。基于物理模型的去雾算法通过图像降质过程的逆运算来获得无雾清晰图像。

(1) 入射光衰减模型

该模型主要描述光线在传输过程中, 由于大气介质散射作用, 会使部分光线偏离原来传输路径, 不能全部达到成像设备中, 光线强度会有无法预测的衰减, 且这样衰减会随着场景点与观察者之间距离的增大而呈指数衰减规律。最终的光线强度表示为:

$$E(d, \lambda) = E_0(\lambda)e^{-\beta(\lambda)d} \quad (2-21)$$

式中, λ 为入射光的波长, β 为大气散射系数, 衡量介质对不同波长光的散射能力; d 为表示观测点与目标点之间距离, 也称为景深; E_0 为景深为 0 时的光照强度。

(2) 大气光成像模型

在入射光传播路径上, 由于悬浮粒子的作用会发生光线散射而偏离原来的运动方向的情况, 这部分光线正好与入射光的传播路径一致而参与了成像, 称这部分光为大气光。大气光主要由散射的天空光、直射的太阳光、大气反射光及地面光等组成。大气光成像符合这样的规律: 目标离观测点越远, 大气光就越容易聚集, 融入成像设备中的大气光也就越多, 即大气光与传播距离成正比关系。

从数学角度分析大气光成像原理: 假定在观测范围内大气光是一致的, 当景深趋近于无穷时, 此时的大气光值最大:

$$L(d, \lambda) = L(\infty, \lambda) = L_\infty(\lambda) = k \quad (2-22)$$

大气光成像模型可以表示为:

$$L(d, \lambda) = L_\infty(\lambda)(1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (2-23)$$

(3) 雾天退化模型

雾天成像是大气光和入射光衰减共同作用的结果^[11]。雾天退化模型是大气光成像模型和入射光衰减模型两个部分组成的, 即:

$$I(x) = E_{dt}(d, \lambda) + E_a(d, \lambda) \quad (2-24)$$

$$E_{dt}(d, \lambda) = J(x)e^{-\beta(\lambda)d} \quad (2-25)$$

$$E_a(d, \lambda) = A(1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (2-26)$$

式中, $E_{dt}(d, \lambda)$ 和 $E_a(d, \lambda)$ 分别表示入射光衰减模型和大气光成像模型, $J(x)$ 场景辐照度, x 为二维空间位置, A 为无穷远处大气光强度, β 为散射系数, d 为景深。令 $t = e^{-\beta(\lambda)d}$, 则该模型可简化为:

$$I = t(x)J(x) + (1 - t(x))A \quad (2-27)$$

式(2-27)称为雾天退化模型。 $I(x)$ 为雾天图像即输入图像, $J(x)$ 是复原图像, A 为无穷远处的大气光, $t(x)$ 为光路透射图, 随景深 d 呈指数衰减。

4) 去雾算法处理效果的评价标准

(1) 基于可视边缘的评价标准

能见度指标对于评价复原图像的质量具有重要意义, 本文采用文献[29]提出的基于

可视边缘的评价方法。包含以下三个评价指标：复原图像新增加的可见边缘比 e ，可见边缘的规范化梯度均值 \bar{r} ，饱和的黑白像素点之比 σ ，从不同角度客观评价算法的去雾效果^[29]。三个指标定义为：

$$e = \frac{n_r - n_0}{n_0} \quad (2-28)$$

$$\bar{r} = \exp \left[\frac{1}{n} \sum_{p_i \in \wp_r} \log r_i \right] \quad (2-29)$$

$$\sigma = \frac{n_s}{\dim_x * \dim_y} \quad (2-30)$$

其中， n_r 和 n_0 分别表示复原图像 I_r 和原始图像 I_0 中可见边缘个数， \wp_r 为去雾图像中的可视边缘集合， p_i 为可视边缘的像素点， r_i 为去雾图像在 p_i 处的梯度与原图像在 p_i 处的梯度的比值， n_s 为饱和黑色或白色像素点的个数。 \dim_x 和 \dim_y 分别表示图像的宽和高。 e 和 \bar{r} 值越大， σ 值越小，就表明复原效果越好^[30]。

(2) 对比度的评价标准

对比度指的是一幅图像中明暗区域最亮的白和最暗的黑之间不同亮度层级的测量，差异范围越大代表对比度越大。文献[31]提出了 VCM 方法估计图像的对比度，这种方法既能够评估图像的质量，且可以区别雾质图像和清晰图像。在场景相同的前提下，雾质图像的对比度比清晰图像的对比度要低很多。因此，对比度参数可以较好地反映复原后图像的清晰程度。求解标准差可以估计图像对比度，标准差越大，对比度越大。标准差的定义如下：

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (2-31)$$

(3) 颜色保持能力评价标准

颜色是评价图像质量的一种比较直观的标准。衡量图像的颜色保持能力可以使用颜色直方图相似性，通过比较颜色直方图的差异来衡量两幅图像在颜色分布上的差异^[32]。计算颜色直方图的交可以看出复原前后图像的颜色变化。颜色直方图的交的按下式计算：

$$D(X, Y) = \sum_{i=1}^{M_H} \min(x_H^i, y_H^i) \quad (2-32)$$

其中， M_H 为 (x_H, y_H) 的个数。 $D(X, Y)$ 是计算两幅图像的直方图在各量化级上的较小值， D 表示直方图的相似程度，且 $0 \leq D \leq 1$ ， D 越大，表示两幅图像的直方图越相似，如果 $D=1$ ，则表示两幅图像完全一致。

(4) 边缘保持能力评价标准

人类视觉对于亮度的敏感程度要远远高于颜色，对于图像的边缘信息尤其敏感。边缘保持指标 EPI 用于衡量复原图像的边缘保持效果。EPI 越高，说明复原图像的边缘信息保留得越完整^[33]。EPI 的定义为：

$$EPI = \frac{\sum_{i=1}^{N_E} (|R_{x_i}| + |R_{y_i}|)}{\sum_{i=1}^{N_E} (|F_{x_i}| + |F_{y_i}|)} \quad (2-33)$$

公式(2-33)中， N_E 为像素总数， F ， R 分别为原始图像边缘和复原图像边缘在 x 轴与 y 轴的梯度差累加和。

2.6 本章小结

本章针对本文提出的几种算法中,所运用到的所有理论基础,进行了详细的介绍。

首先分析比较了几种颜色空间,以及图像预处理操作,图像形态学操作;然后介绍了目前几种常用的特征提取方法,以及 BP 神经网络算法。随后,介绍各类恶劣天气形成的原因,以及雾霾天气的特征。最后,介绍大气散射模型,以及常用的几种复原图像的评价标准。以上所有的理论内容为以下章节的算法研究,和实验设计提供了有力的理论基础和技术支持。

3 基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法

上一章介绍了本文所需的基础理论知识，本章在此基础上，对交通标志检测和识别做了详细的介绍。首先利用交通标志的颜色这一明显的特征，对其进行颜色阈值的分割，通过形态学等辅助操作，准确的定位裁剪交通标志所在区域。然后，设计出一种基于小波不变矩和 Gabor 纹理的融合特征与 BP 神经网络相结合的交通标志识别方法。最后，通过实验验证算法的可行性和有效性。

3.1 相关算法分析

交通标志的识别算法主要由两个部分组成：第一部分，交通标志的检测分割；第二部分，基于融合特征和 BP 神经网络的交通标志识别。

1) 检测部分

目前常用的交通标志分割技术是利用颜色特征将目标区域标记出来。常见的有基于 RGB 颜色空间特征的图像分割算法。但 RGB 颜色空间对于亮度十分敏感，不具备鲁棒性。因此，摩羯学者提出基于 HSI 空间的颜色分割方法。虽然 HSI 空间的三个分量关联性较小，但当饱和度和亮度较低时，会导致色调不稳定。

因而，需要探索更为适合分割的颜色空间，本文使用基于 HSV 颜色空间下的交通标志检测分割算法。通过选取合适的颜色空间，减少各参量之间的相互影响，同时，将 HSV 颜色空间每个分量对应的值分别映射到更大的区域，对颜色阈值进行更准确的划分。

2) 识别部分

国内外研究人员已经对交通标志的识别算法展开了很多研究。最常见的方法是基于 Hu 不变矩的道路交通标志识别算法^[6]。但 Hu 不变矩含有大量的冗余信息，且容易受到噪声影响。而且大量的研究已经证明，Zernike 不变矩的识别能力远远高于 Hu 不变矩，尤其是对于旋转图像来说。因此，随后涌现出许多基于 Zernike 矩特征的识别算法。如 Zernike 矩与 BP 神经网络相结合的交通标志识别方法^[7]，但是实验结果表明，该特征虽然具有很强的抗图像平移缩放和旋转识别能力，训练速度快等特点。但大多数算法是在标准样本集下进行测试的，不具备实用性。基于这种情况，出现了针对实景图像的 Zernike 矩特征与 SVM 相结合的识别算法^[8]。这种算法能够实现对实际环境中的交通标志识别，也达到了较好的识别效果，但随着研究深入，我们发现 Zernike 特征只能提取图像的全局特征，无法描述图像的局部精细特征，对于复杂环境中的交通标志识别效果欠佳。上述算法所提取的特征也基本局限于形状特征，而且所用到的形状特征也基本是 Hu 矩和 Zernike 矩两种，通过分析和大量实验已经证实，这两种形状特征不能够全面精细的描述图像的形状。同时，在交通标志图像的识别领域，对于纹理特征提取这方面的研究较少。随后，也有学者注意到这个问题，因此提出基于 Gabor 小波的识别算法^[9]。对图像进行 Gabor 小波变换，得到不同角度和尺度的小波图像，用 2DICA 提取其主特征，并送入 SVM 进行分类。该算法能够稳定有效地识别多类交通标志，但提取的特征类别单一，不能

很好地把握交通标志的形状特点。

上述所用算法大多是采用单一特征进行分类识别，而单一特征的抗干扰能力较差，非常容易受到环境影响。在这种情况下，本文提出改进算法，通过选取恰当合适的形状特征以及纹理特征，并且将两类特征融合起来，对交通标志图像的特征进行全局以及局部的精细把握，提升识别率。

3.2 算法总体描述

由上节分析可知，在目前的各类研究算法中，还存在一些问题和缺陷。

首先，在交通标志的检测部分中，由于颜色空间的选择不合理，会造成目标检测不准确，干扰区域过多等问题，因此，本文使用基于 HSV 颜色空间的交通标志检测与分割算法。

其次，在交通标志的识别部分中，由于对图像提取的特征单一，并且没有选择更为恰当的特征来描述交通标志图像，造成识别率不高，普适性不足等问题。因此，在这种情况下，本文提出基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法。具体内容如下：

1) 基于 HSV 颜色空间的交通标志检测与分割算法

首先对原始图像进行预处理操作，在一定程度上提高图像清晰度，并且转换图像的颜色空间；然后，对每种颜色分别设定颜色阈值，根据颜色阈值对图像进行二值分割；对分割后的图像进行形态学操作（膨胀，填充），并且通过分割面积的大小判断，删除干扰区域，仅留下目标区域；最后，根据二值图像位置确定交通标志所在位置，对原图进行裁剪。

2) 基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法

由于实际道路环境中的交通标志处于非常复杂的背景中，并且往往会出现不同程度的几何失真和形变，因此会对检测到的交通标志识别造成很大影响。为了解决上述问题并且提高识别率，本文选取了多种特征来表征交通标志图像，以降低各种对交通标志识别的影响。首先采用具有旋转以及平移不变性的小波不变矩提取形状特征，并用 PCA 主成分分析法提取主要特征；然后，对图像进行 Gabor 滤波，对滤波后的输出图像提取纹理特征；最后，将两种特征融合并送入 BP 神经网络，在公开数据集上对算法进行训练测试，验证算法可行性。

算法整体步骤如表 3-1 所示：

表 3-1 基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法整体步骤

| 算法名称：基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法 | |
|-----------------------------------|--|
| 步骤 1 | 基于 HSV 颜色空间的交通标志检测与分割：输入待分割图像，对图像进行预处理。 |
| 步骤 2 | 设定颜色阈值，根据阈值对图像进行二值分割。 |
| 步骤 3 | 对二值图像进行形态学操作，删除多余部分。根据二值图像位置对原图进行裁剪。 |
| 步骤 4 | 基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别：对裁剪后的图像再次进行预处理。 |
| 步骤 5 | 对样本图像分别提取小波不变矩特征和 Gabor 纹理特征，并将两种特征融合。 |
| 步骤 6 | 将融合特征送入 BP 神经网络进行训练测试，进行分类。 |

3.3 基于 HSV 颜色空间的交通标志检测与分割算法

1) 检测分割算法流程

交通标志检测分割的目标是要准确检测交通标志在整幅图像中的位置，并且将其从整幅图像中分割出来。为了得到较好的检测效果，首先要全面分析交通标志具有哪些特点，根据典型特点，选择合适的检测方法。分割算法流程图如图 3-1 所示：

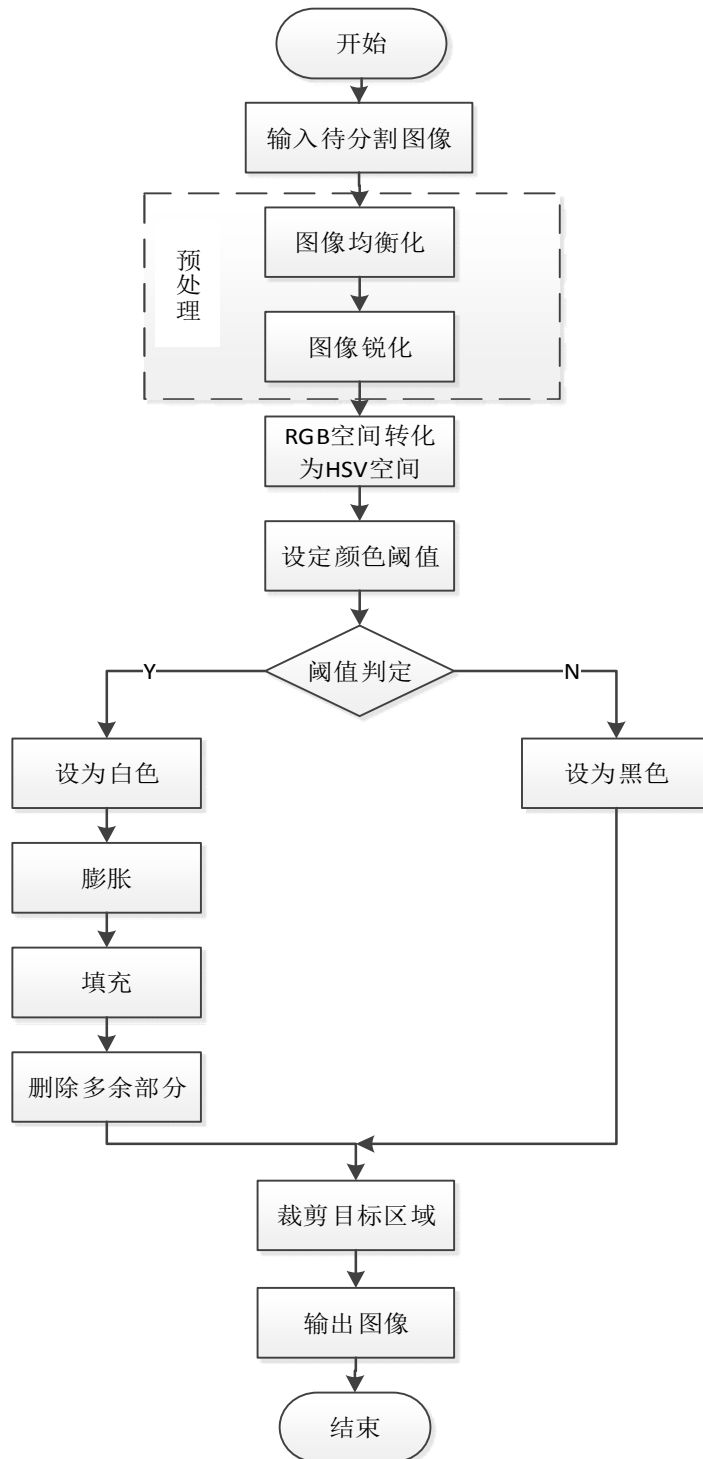


图 3-1 目标区域检测分割算法流程

常见的交通标志大体分为 3 类，分别是禁令标志，指示标志，警告标志^[33]。

(1) 指示标志：指示车辆与行人的行进，通常为蓝色的圆形或长方形。

(2) 警告标志：警告行人与车辆注意危险，通常为黄色的三角形。

(3) 禁令标志：禁止或限制车辆和行人通行，通常为红色的圆形。

由上述分析可知，交通标志大体分为红，黄，蓝三种颜色，圆形，矩形，三角形三种形状。由于交通标志具有非常鲜明的颜色特征，所以将颜色特征作为目标检测的主要依据。因此，能够正确提取和转换颜色信息相当重要。同时由于图像光线不同，以及一些交通标志缺损，变色等情况的存在，本文通过分析比较，选取了适应性较强的 HSV 颜色空间，利用图像的颜色特征，设定颜色阈值，对图像进行分割；加之一些形态学操作辅助，将交通标志所在区域从整幅图像中分割裁剪出来。算法可分为三个部分：图像预处理部分，颜色阈值分割部分，形态学处理部分，分割裁剪部分。

2) 基于 HSV 颜色空间的交通标志检测与分割算法具体步骤

首先，对输入图像进行预处理操作（直方图均衡化和锐化），将预处理操作后的图像由 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间，并分别设定三种颜色的颜色阈值，根据颜色阈值对图像进行二值分割。然后，对分割后的二值图像进行膨胀和填充操作，由于二值图像中白色的区域并非都是目标区域，其中还包含了一些非目标区域，这是由于原始图像中可能存在与交通标志颜色相同或相近的物体，他们阈值相近，导致二值分割时出现这些干扰区域。为了降低误检率和系统运算时间，需要去除这些干扰区域。因此对白色区域进行标记，并分别计算标记区域的面积，找出面积最大的一块，将不符合要求的区域删除。最后，根据白色区域所在位置，对原图进行裁剪。算法具体步骤如下：

Step1: 对图像进行直方图均衡化和锐化两步预处理操作；直方图均衡化是利用图像的直方图来调整对比度的方法。当我们希望增加图像的局部对比度时，或者当图像中有用的数据之间对比度十分接近的时候，可以采用这种方法。这种方法仅仅增强局部对比度，使亮度可以更好地分布，并不会影响图像整体的对比度。图像锐化处理的目的是为了使图像边缘、轮廓线以及图像细节变得清晰，为下一步颜色分割打下良好的基础。

Step 2: 根据实际经验，以及样本图像的分析可知，光照、天气等自然因素对图像状态的影响很大。因此，我们希望能够找到不受光线影响的颜色空间，即选择对光照和天气变换不敏感的颜色空间。由第二章的分析可知，HSV 颜色空间可以较好地满足这些要求，保证颜色分割结果更加准确。因此，将预处理后的彩色图像由原始的 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间下。

Step 3: 在 HSV 空间中分别提取 H, S, V 通道的像素值，H, S, V 三个参量的取值范围分别为 $[0,360]$, $[0,1]$, $[0,1]$ ，由于 S, V 参量的取值范围很小，在设定阈值时会出现较大的误差，针对这个问题，为了方便计算，同时保证阈值设定更加科学，本文对三个参量的值映射到统一取值区间，对每一个像素值进行下述计算：

对 H 通道，将 H 通道的值由 $[0,360]$ 映射到 $[0,255]$ ；

对 S 通道，将 S 通道的值由 $[0,1]$ 映射到 $[0,255]$ ；

对 V 通道, 将 V 通道的值由[0,1]映射到[0,255];

Step 4: 根据阅读大量文献书籍, 以及大量的实际实验, 本文确定了三种颜色的阈值, 分别为:

蓝色: $238 \leq H \leq 255 || 0 \leq H \leq 10, 170 \leq S \leq 240, V \geq 170$

红色: $170 \leq H \leq 180, 171 \leq S \leq 239, V \geq 170$

黄色: $18 \leq H \leq 45, S \geq 145, 60 \leq V < 230$

Step 5: 针对交通标志的常见的红色, 黄色, 蓝色三种颜色, 对于处理后的图像进行如下操作: 根据步骤 3 中设定的 H、S、V 三个参量的阈值, 将交通标志所在的目标区域与复杂的背景区域分割为白黑二值图像。

Step 6: 选择半径为 10 的平面圆盘形的结构元素, 对得到的二值图像进行腐蚀和膨胀, 对产生的孔洞进行填充;

Step 7: 使用 MATLAB 中的 bwlabeledn 函数对二值图像中白色连通区域的各个分离部分进行标记, 并使用 regionprops 函数获取标记图像中所有区域的特征, 包括图像各个区域中像素总个数, 每个区域的质心 (重心), 包含相应区域的最小矩形三个特征。

Step 8: 比较各个连通填充区域的面积, 找出其中面积最大的三块区域再次进行以下两个方面的对比: 通过面积大小以及高宽比例比较, 筛选出交通标志所在的连通区域, 同时删除其它干扰区域;

Step 9: 求取交通标志所在的白色区域的长度和宽度, 以及该区域的边缘坐标, 确定质心位置。进而确定整个区域的位置坐标, 设定裁剪矩形的长和宽。根据坐标裁剪原图, 得到目标区域;

3.4 基于融合特征和 BP 神经网络的交通标志识别算法

3.4.1 识别算法流程

基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法主要是通过提取图像的各类特征, 并结合分类器进行学习和训练, 得到识别结果。

首先, 对上一节得到的裁剪图像再次进行预处理操作。包括灰度化, 直方图均衡化, 中值滤波, 其目的是为了提高图像的清晰度和对比度, 以及去除图像噪声, 为下面的特征提取打好基础 and 准备。然后, 进行两种特征的提取。本文在 Hu 矩和 Zernike 不变矩的基础上, 提出采用小波不变矩来描述交通标志的形状特征, 这是因为小波不变矩特征能够将小波变换和不变矩的优点完美结合, 既可以提取图像的全局信息, 又能够反映其局部细节特性, 并且具有旋转平移不变性的特点, 同时降低了对外界环境的敏感程度, 能够很好的描述交通标志的形状特征。为了增加特征的多样性, 满足各类情况下的识别需求, 本文还使用 Gabor 滤波器, 对图像进行多尺度, 多方向的滤波, 提取滤波图像的三种纹理特征参量, 得到基于 Gabor 滤波器的纹理特征。最后, 将两种特征融合, 送入 BP 神经网络中训练学习, 最终得到识别结果。

基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法主要包括三大部分: 图像预处理部分, 特征提取部分, 以及神经网络训练测试部分。识别算法的总体流程如图 3-2 所示。

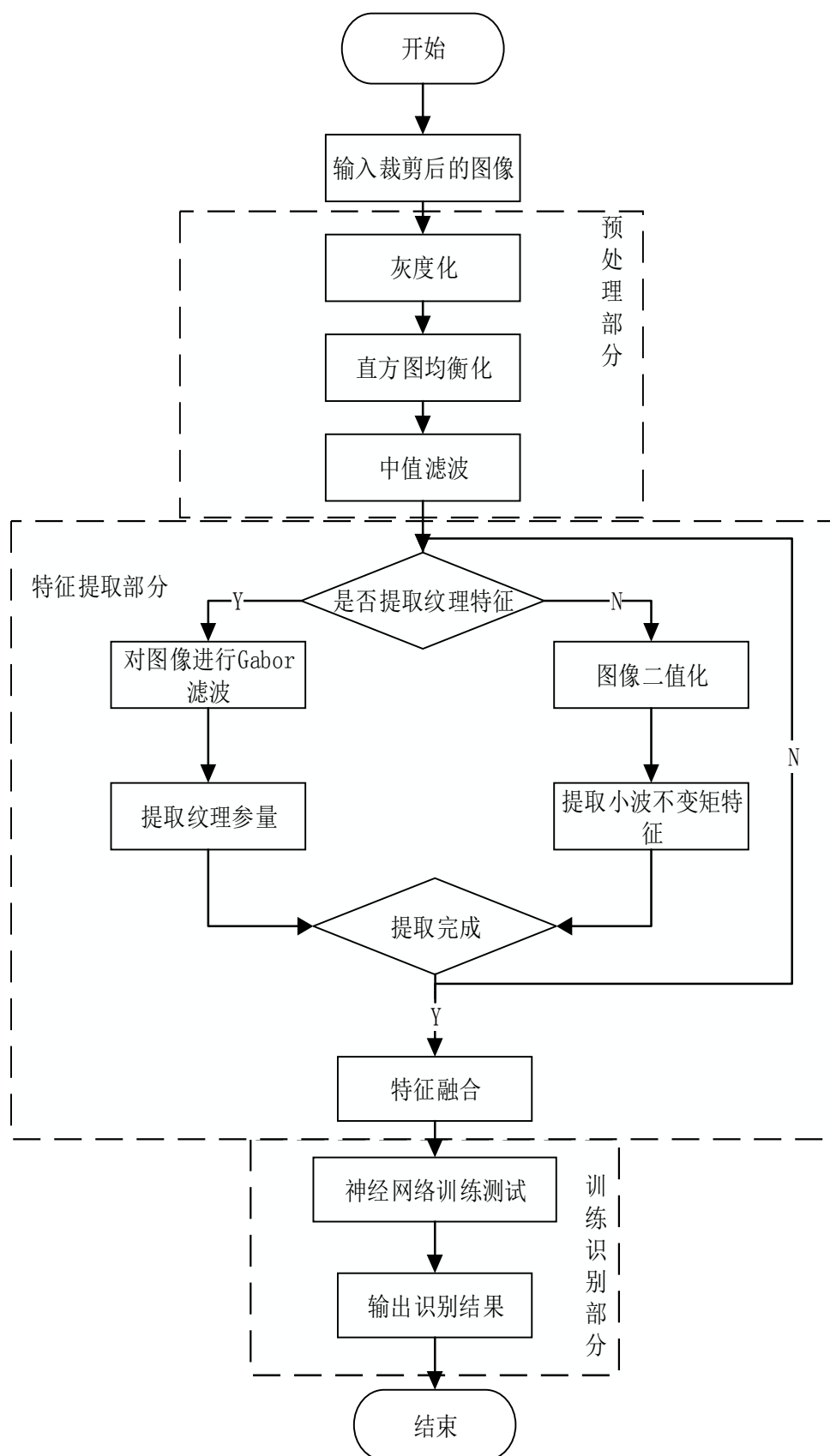


图 3-2 整体识别流程图

3.4.2 图像预处理

对样本图像的预处理包括图像灰度化, 图像增强和图像去噪三个部分。首先对彩色样本图像进行灰度化处理。由于在实际道路上采集到的图像处于复杂的环境中, 当光照条件较差或者背光时, 交通标志会模糊看不清楚, 不利于识别。因此, 对样本进行图像增强操作, 本文采用直方图均衡化的增强方法。由于增强后的图像普遍存在明显的噪音, 选择中值滤波进行去噪处理, 在去噪的同时保持较好的图像边缘细节。

3.4.3 小波不变矩特征提取

小波不变矩特征将小波变换和不变矩的优点完美结合, 既可以提取图像的全局信息, 又能够反映其局部细节特性, 并且具有旋转平移不变性的特点, 同时降低了对外界环境的敏感程度, 很大程度上提高了矩特征对图像精细特征的把握能力。

本文采用三次样条小波函数作为基本小波函数。这是因为三次样条小波函数非常逼近高斯函数, 且容易实现, 具有很好的边缘检测以及定位能力, 已被广泛地应用于边缘检测领域。该函数的形式接近于 Zernike 不变矩, 可以提取局部特征信息, 具有有限次平滑性、对称性、紧支集、全正性、递推性等特点。并且, 其局部时频性能能够保证大多数的实际应用。综上所述, 小波不变矩可以更加准确的描述图像的形状特征。

小波不变矩特征提取的具体步骤如下:

Step 1: 对裁剪后的样本图像进行预处理。首先对彩色图像进行灰度化处理, 然后对图像进行直方图均衡化, 利用图像的直方图来调整对比度。这种方法仅仅增强局部对比度, 使亮度可以更好地分布, 并不会影响图像整体的对比度。最后, 对图像进行中值滤波。对于某一像素点的值用该点的一个邻域中各点值的中值代替, 让周围的像素值接近真实值, 从而消除孤立的噪声点, 能够有效抑制噪声。

Step 2: 由于小波不变矩是在二值图像下提取的, 因此, 对预处理后的样本图像进行二值化操作。

Step 3: 对上一步得到的二值图像进行平移、尺度归一化处理: 使用 MATLAB 中的 regionprops 函数可以获取图像的中心点和质心点, 并使中心点和质心点重合。求取交通标志图像上与中心最远的距离 $D = \max\{\sqrt{(i - x_0)^2 + (j - y_0)^2}\}$, 以 $a = 200/(2D)$ 的比例因子对图像进行缩放。

Step 4: 将笛卡尔坐标系下的图像转到极坐标系下, 在极坐标下应用公式(2-7)计算图像的不变矩特征。

Step 5: 将极坐标下的交通标志图像转换到笛卡尔坐标系下, 得到笛卡尔坐标系下交通标志图像的不变矩特征;

Step 6: 求解交通标志图像的小波不变矩特征。本文采用具有紧支性, 平滑性, 正交性, 高斯逼近性等良好特性的三次样条小波函数作为基本小波函数, 即公式(2-9), 来替换不变矩即公式(2-7)中的 $h_p(r)$ 核函数, 将小波变换与不变矩特征结合得到交通标志的小波不变矩特征 $W_{m,n,q}$ 。

Step 7: 根据小波变换特性, 图像将被分解为 4 个频域, 选取低频部分, 过滤高频部分,

可以得到小波不变矩特征向量。即每个交通标志图像可以用一个 6×9 矩阵来表示, 共计 54 个特征值。

Step 8: 通过对大量图像的小波不变矩分析可知, 上述方法得到的 54 维小波不变矩特征含有大量的冗余信息, 为了降低计算复杂度, 节省算法运行时间, 达到实时性的要求, 本文将 PCA 主成分分析法^[34]应用到小波不变矩提取当中, 以达到降维的目的。最终得到 2×9 维 PCA--小波不变矩特征。

算法核心编程的抽象描述如下:

Wavelet invariant moment extraction Process

```
(1) for r←1 to 128                                     %r is length of Polar radius
(2)   for q←1 to 4                                       %q is length of Polar angle
(3)     for m←1 to N                                     %W is length of image
(4)       call formula(2-7)calculating angle integration
(5)     end
(6)   end
(7) end
(8) x=3
(9) a=0.697066
(10) f=0.409177
(11) w=sqrt(0.561145)
(12) for q←1 to 4                                       %q is The number of frequency domain
(13)   for m←1 to 3
(14)     rr=2^m+1
(15)     for n←1 to rr
(16)       for r←1 to 128
(17)         call formula(2-9)calculating Wavelet invariant moment
(18)       end
(19)     end
(20)   end
(21) end
(22) then do dimensionality reduction with PCA
```

3.4.4 基于 Gabor 滤波器的纹理特征提取

如果仅仅通过提取小波不变矩特征的方法, 来实现交通标志的识别, 显然是不能够满足各类情况下的交通标志识别要求的。对于背景复杂, 或者发生形变的交通标志图像, 只提取小波不变矩特征来进行识别的方法的鲁棒性还不能让人满意。因此, 还需要通过增加特征多样性来保证对图像信息进行全面细致的描述。

纹理是反映图像中同质现象的视觉特征, 包含物体表面结构组织排列的重要属性, 既反映图像的灰度统计信息, 又反映图像的空间分布和结构信息。提取纹理特征对交通标志识别具有重要意义。而 2D Gabor 滤波器非常适用于模拟人眼视觉通道, 能够获得空域和频域的最小不确定性, 在方向和频率选择方面也拥有良好特性。对图像进行 Gabor 滤波后再提取纹理特征, 能够全面充分地获取图像纹理信息, 并且描述不同方向上的像素分布信息, 使特征点定位更加

精准；同时通过调整尺度，获取不同尺度上的像素分布信息，提取全局或者局部特征。Gabor 纹理特征提取的具体步骤如下：

Step1: 构建多方向，多尺度的 Gabor 滤波器。通过分析交通标志图像的特性，本文设计从 8 个方向对灰度图像进行 Gabor 滤波。同时，为了全面获取纹理信息，我们还需要提取不同尺度的 Gabor 滤波核，纹理图像在缩小的过程中，不会丢失其主要信息，图像的主要信息在多尺度变换中始终被保留。因此，对灰度图像进行 5 个尺度的转变。根据上述分析，构建如下 Gabor 滤波器。

8 个方向：0, $\pi/8$, $\pi/4$, $3\pi/8$, $\pi/2$, $5\pi/8$, $3\pi/4$, $7\pi/8$

并对原图分别进行 5 个比例缩放：1, $3/2$, 2, 3, 5

Step 2: 用 Gabor 滤波器对灰度样本图像进行多方向，多尺度滤波，得到 40 幅滤波后的输出图像。

Step 3: 在对灰度图像进行了 Gabor 滤波之后，对输出的滤波图像进行进一步的处理。根据公式(2-11), (2-12), (2-17)，对每一张样本图像得到的 40 幅 Gabor 滤波输出图像分别提取纹理参量。本文选取了灰度均值，方差以及平均梯度 3 个纹理参量，得到 $8*5*3$ 共 120 维 Gabor 滤波纹理特征。

Step 4: 将上一小节提取得到的 18 维的小波不变矩特征，以及本节提取得到的 120 维的 Gabor 纹理特征进行简单融合，可以得到 138 维的融合特征。对所有的样本图像重复上述两步，分别提取上述小波不变矩特征和 Gabor 纹理特征，将两种特征进行拼接，融合，得到训练测试实验所需的特征向量样本集。

算法核心编程的抽象描述如下：

Gabor textural feature extraction Process

```
(1)  g = 1,1.5,2,3,5                                     %g is scaling
(2)  for i ← 1 to 5
(3)      do the image scaling in turn
(4)      for h ← 1 to 8                                     %h is angle
(5)          create (g*h) filters
(6)      end
(7)  end
(8)  do the image filtering
(9)  then calculate texture parameters
```

3.4.5 BP 神经网络分类

有上述两小节可以得到小波不变矩特征和 Gabor 纹理特征的融合特征，接下来就是分类器设计与实现的过程。本文使用的分类器是 BP 神经网络。BP 神经网络是在目前的网络训练中，采用数量最多，应用范围最广，技术最成熟的神经网络之一。BP 神经网络具有抵抗噪声，容错，自适应，自学习能力等优点，广泛地应用于图像识别领域。图 3-3 为 BP 神经网络的算法流程图。

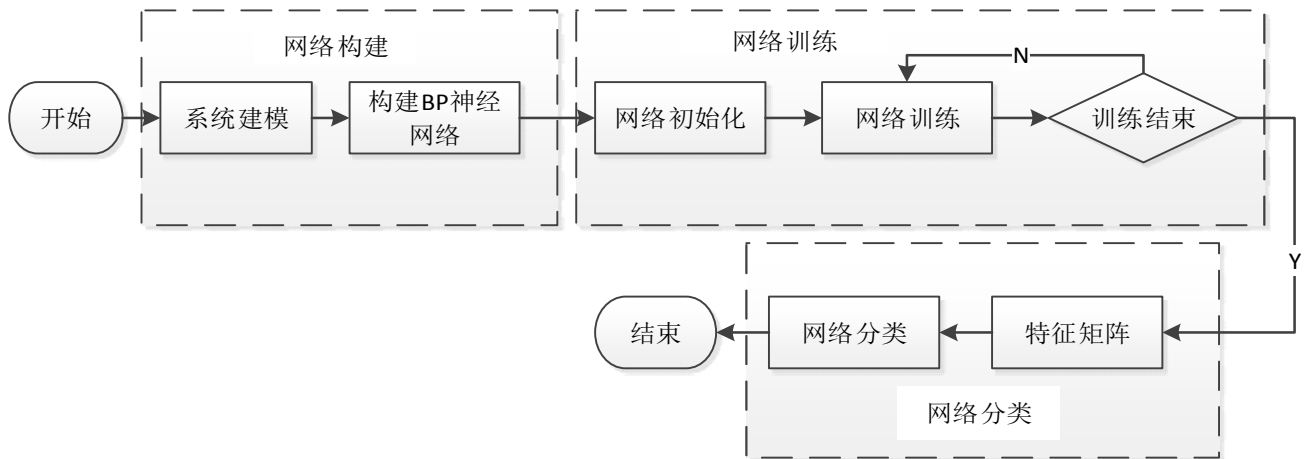


图 3-3 BP 神经网络算法流程图

BP 神经网络算法主要分为三个部分：BP 神经网络构建，BP 神经网络训练，BP 神经网络分类。BP 神经网络的全称是误差反向传播神经网络，其算法的主要思想是将训练学习的过程分为两个阶段。

第一阶段：信息正向传播。首先设置网络参数，并对权值进行初始化。然后在输入层输入学习样本中的输入信息，经过隐含层逐层处理，计算出每个单元的实际输出值，并计算隐含层和输出层之间的误差。

第二阶段：误差反向传播。如果在输出层没有得到与学习样本中输出信息一致的实际输出值，即偏差无法满足设定的要求。则逐层递归计算实际输出值，根据误差进一步修正网络连接权值和神经元阈值。

BP 神经网络由输入层，隐含层和输出层三层网络组成。通过增加隐含层个数可以提高网络训练精度，但这种方法会大大增加训练的时间。在这种情况下，我们可以通过增加神经元个数的方式达到提高网络训练精度的目的，实验证明，随着隐含层神经元个数的增加，识别率有逐渐提升的趋势。

在样本库图像中随机选取一部分作为训练样本，剩下的为测试样本。对训练样本和测试样本分别进行预处理和特征提取操作，每个样本将得到一组特征矩阵，将特征矩阵作为基础数据，设置好网络参数，经过训练过程可以得到训练好的神经网络。

3.5 实验结果分析

为测试本文提出的融合特征算法在交通标志图像识别中的可行性和有效性，使用主频 2.5G，内存 4G 的台式机，在 MATLAB2014a 环境下进行实验。

由于实际道路上的交通标志所处的背景十分复杂，用来验证交通标志检测分割算法的数据集是 120 张在实际道路上采集的实景图像样本。而为了方便与参考文献进行对比，用来验证融合特征识别算法的样本，本文采用的是由德国神经计算研究所于 2013 年发布在 IJCNN 的一个公共数据集（GTSDb）^[35]来进行仿真实验。该数据集是在不同天气，光线以及场景下拍摄的实景图。本文选择了其中常见的 30 类交通标志作为待识别对象。下面将分步展示各部分实验结果。

3.5.1 目标区域检测分割结果

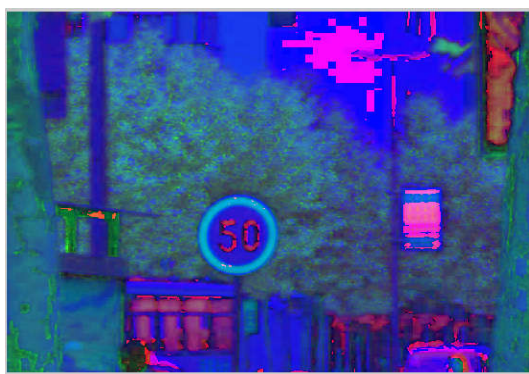
目标区域检测分割实验的样本集是在实际中采集的 120 幅实景图。其中含红色交通标志, 蓝色交通标志, 黄色交通标志各 40 幅。使用基于 HSV 颜色空间的分割检测方法对样本进行检测, 检测结果如表 3-2 所示, 本文的检测分割算法对于每一种颜色的交通标志, 都能达到较高的检测率。选取其中限速标志和禁止左转标志的分割结果展示如图 3-4, 3-5 所示。

表 3-2 基于 HSV 颜色分割算法检测率

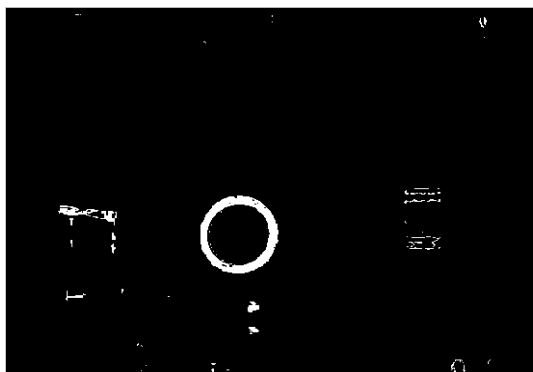
| 颜色种类 | 测试样本总数 | 识别正确个数 | 检测正确率 |
|------|--------|--------|-------|
| 红色 | 40 | 39 | 97.5% |
| 蓝色 | 40 | 38 | 95% |
| 黄色 | 40 | 39 | 97.5% |



(a) 原始图像



(b) HSV 颜色空间下的图像



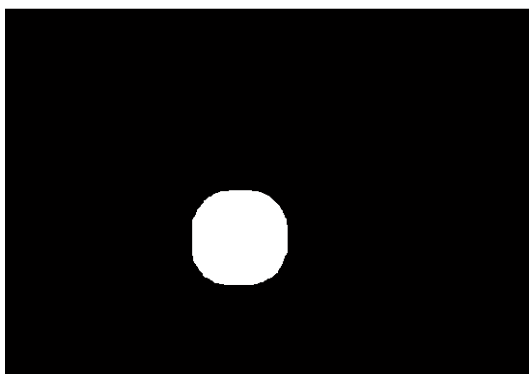
(c) 颜色阈值分割后的二值图像



(d) 膨胀后的图像



(e) 填充操作后的图像



(f) 去除多余部分后的图像



(g)定位裁剪目标区域

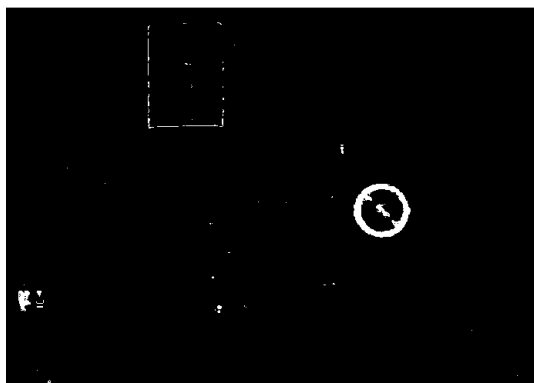
图 3-4 限速 50 标志的检测分割结果图



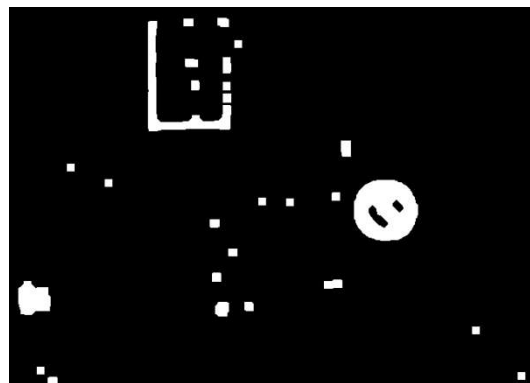
(a)原始图像



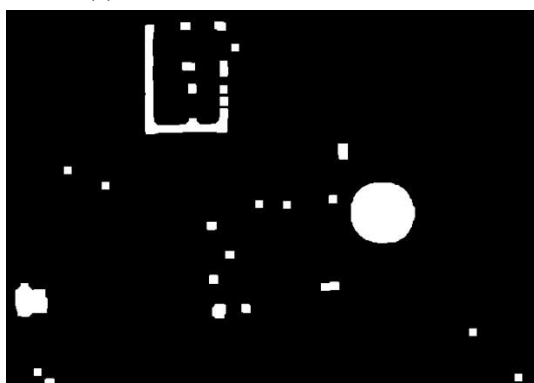
(b)HSV 颜色空间下的图像



(c)颜色阈值分割后的二值图像



(d)膨胀后的图像



(e)填充操作后的图像



(f)去除多余部分后的图像



(g)定位裁剪目标区域

图 3-5 禁止左转标志的检测分割结果图

3.5.2 预处理结果

对裁剪后的识别样本集图像再次进行预处理操作，部分裁剪后的样本图像的预处理效果如图 3-6 所示。第一列是裁剪后的原始图像，第二列是对原始图像进行灰度化操作的结果，第三列是对灰度图像进行直方图均衡化操作的结果，第四列是对均衡化后的图像进行中值滤波操作的结果。从实验结果可以看出，经过预处理后的样本图像对比度明显，图像边缘更加清晰，同时消除了原始图像中的一些噪声干扰，为后续的小波不变矩特征和 Gabor 纹理特征提取打下良好的基础。





图 3-6 裁剪后的样本图像预处理效果

3.5.3 小波不变矩特征提取结果

对预处理后的图像进行二值化操作，然后对二值图像提取小波不变矩特征，利用 PCA 主成分分析法对得到的 54 维小波不变矩特征进行主要特征分析，达到降维的目的。通过 PCA 降维，最终得到 18 维的 PCA--小波不变矩特征。选取其中 10 类图像的小波不变矩特征提取结果展示如表 3-3 所示。

表 3-3 小波不变矩提取结果

| 图 像 | β_1 β_{10} | β_2 β_{11} | β_3 β_{12} | β_4 β_{13} | β_5 β_{14} | β_6 β_{15} | β_7 β_{16} | β_8 β_{17} | β_9 β_{18} |
|--------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|
| 1 | 94.8847 -68.0552 | 94.1612 29.1617 | 39.5663 60.6787 | -18.9296 17.1679 | -40.7129 -6.4300 | -42.2210 -8.1069 | -42.2495 -8.1387 | -42.2496 -8.1388 | -42.2496 -8.1388 |
| 2 | 44.5581 -12.2866 | 31.0244 9.2814 | 6.2206 13.0247 | -7.8333 4.3212 | -14.4148 -2.4665 | -14.8777 -2.9567 | -14.8924 -2.9724 | -14.8925 -2.9725 | -14.8925 -2.9725 |
| 3 | 13.4913 42.6795 | 29.6586 4.3300 | 36.3460 -23.0169 | 2.8682 -13.5380 | -15.3012 -2.8018 | -16.7446 -1.9261 | -16.7727 -1.9090 | -16.7728 -1.9089 | -16.7728 -1.9089 |
| 4 | 33.3406 6.9664 | 21.0438 -7.9902 | 0.5040 -5.0856 | -6.9008 -1.0742 | -9.4608 1.3061 | -9.6277 1.4655 | -9.6330 1.4707 | -9.6331 1.4707 | -9.6331 1.4707 |
| 5 | 162.4233 87.2537 | 123.9394 -41.8762 | 54.6484 -95.1504 | -31.2849 -22.6488 | -60.2474 12.3907 | -62.3426 14.9790 | -62.3786 15.0239 | -62.3788 15.0241 | -62.3788 15.0241 |
| 6 | 66.3086 -51.7488 | 63.4055 15.1071 | 33.7552 53.4767 | -14.8179 11.2028 | -28.9078 -5.8131 | -29.9078 -5.8131 | -29.9245 -5.8326 | -29.9245 -5.8326 | -29.9245 -5.8326 |
| 7 | 101.4469 -47.7941 | 99.0642 34.5784 | 16.8580 34.4366 | -27.9613 3.8636 | -37.4191 -4.5913 | -37.9939 -5.1180 | -38.0016 -5.1251 | -38.0016 -5.1251 | -38.0016 -5.1251 |
| 8 | 49.8800 -13.2421 | 35.1394 9.7363 | 6.7926 14.4612 | -8.7779 4.8552 | -16.2027 -2.7382 | -16.6964 -3.2560 | -16.7117 -3.2721 | -16.7117 -3.2722 | -16.7117 -3.2722 |
| 9 | 140.0755 82.0900 | 116.2722 -41.4249 | 45.8464 -93.9300 | -29.1289 -18.4044 | -53.3428 10.7571 | -54.9099 12.7023 | -54.9374 12.7365 | -54.9375 12.7367 | -54.9375 12.7367 |
| 10 | 156.3472 -117.6364 | 171.0982 52.7140 | 64.9194 96.4536 | -35.7795 24.1482 | -69.4859 -9.2752 | -71.7457 -11.5714 | -71.7844 -11.6108 | -71.7545 -11.4110 | -71.7545 -11.4110 |

3.5.4 基于 Gabor 滤波器的纹理特征提取结果

利用设计好的 Gabor 滤波器对预处理后的灰度图像进行 8 个方向以及 5 个尺度的滤波, 得到 40 幅输出的 Gabor 滤波图像。如图 3-7 所示, 为对其中两类交通标志进行 Gabor 滤波的结果。

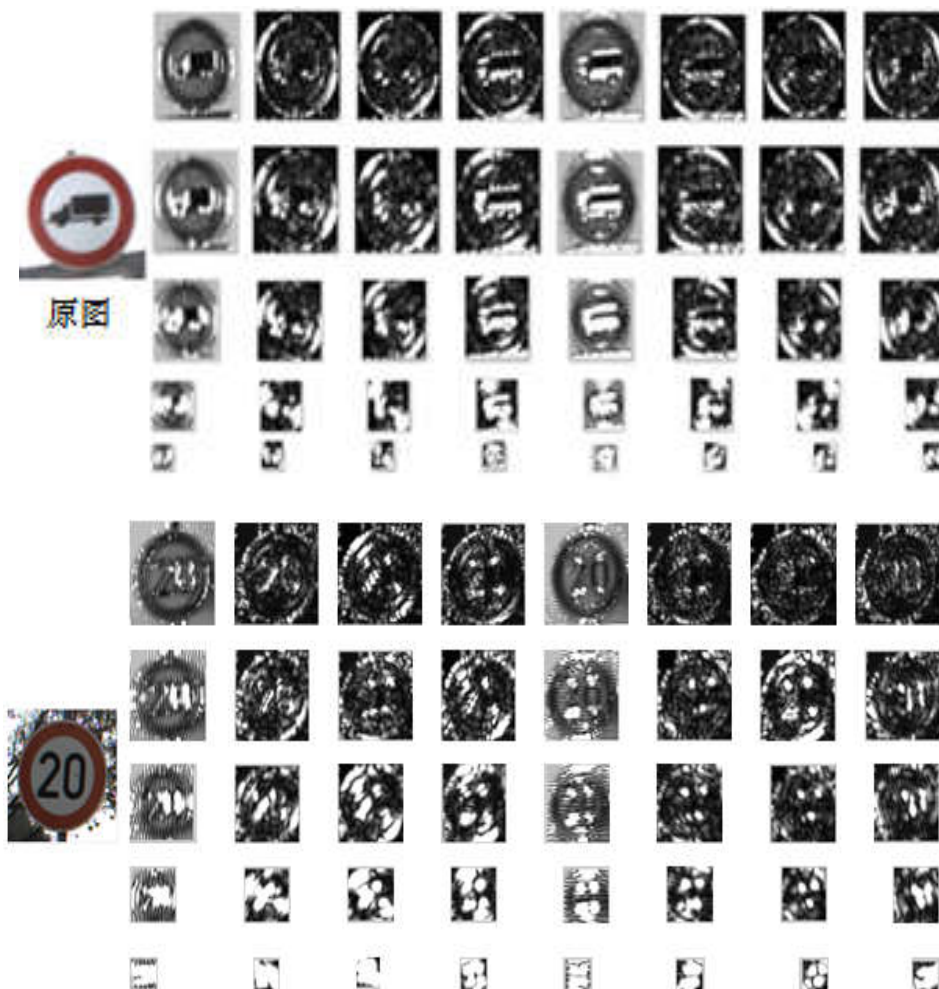


图 3-7 Gabor 滤波后的输出图像

3.5.5 BP 神经网络结构确定

本文选取 3 层 BP 神经网络。输入层节点个数为特征向量维数 138, 输出层为待识别类数 30。隐含层节点数为 50。其他参数设置如下: 迭代次数 1000 次, 学习率 0.1, 允许误差取 0.0000000001。

3.5.6 识别率测试

从总体样本中随机抽取一部分作为样本集, 剩下的样本则作为测试集。识别正确的样本个数与测试集样本总数之比即为识别率。计算 30 类交通标志样本的平均识别率作为衡量算法性能的指标。

为了验证融合特征的优越性和鲁棒性, 将本文的实验结果与文献[8], 以及文献[9]所提出的算法进行了对比: 在同等条件下, 基于小波不变矩和 Gabor 的融合特征对于交通标志的识别

正确率达到 98.33%，效果明显优于文献[8]中的 Zernike 矩特征的 74.17%，以及文献[9]中的 Gabor 特征的 93.99%，具有更准确的识别率以及抗干扰能力。从平均识别时间来看，本文提出的融合特征识别算法在识别时间上虽然略长于文献[8]以及文献[9]的单特征识别算法，但差距并不十分明显，时间差均控制在 20ms 之内，说明本文算法也能够满足实时性的要求。识别结果如表 3-4 所示。

表 3-4 本文算法与文献算法分析比较

| 特征种类 | 训练样本总数 | 测试样本总数 | 识别正确个数 | 识别率 | 平均识别时间 |
|---------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Zernike | 4800 | 1200 | 890 | 74.17% | 42.36ms |
| Gabor | 4800 | 1200 | 1120 | 93.99% | 48.82ms |
| 本文算法 | 4800 | 1200 | 1180 | 98.33% | 59.23ms |

上述的实验是在样本图像较为清晰的情况下进行的。从实验结果可以看出，本文提出的基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法，针对天气良好情况下的清晰交通标志图像识别可以达到很好的识别效果。但在实际行车过程中，驾驶员难免会遇到雨，雪，雾以及雾霾等恶劣的天气状况。因此，对于恶劣天气下的交通标志图像，本节也进行了识别率的测验，识别结果如表 3-5 所示。

表 3-5 恶劣天气下的交通标志识别结果

| 特征种类 | 训练样本总数 | 测试样本总数 | 识别正确个数 | 识别率 |
|---------|--------|--------|--------|--------|
| Zernike | 1700 | 300 | 89 | 29.67% |
| Gabor | 1700 | 300 | 151 | 50.33% |
| 本文算法 | 1700 | 300 | 193 | 64.33% |

由于在恶劣天气的状况下，会造成图像的能见度急剧降低。导致文献算法以及本文算法对于恶劣天气下的交通标志图像的识别正确率都大幅度降低。尽管如此，从上述实验结果仍然可以看出，本文算法对于恶劣天气下的交通标志识别效果，依然明显的优于对比文献的识别算法，两种参考文献算法对于降质图像的识别率低至 29.67%和 50.33%，而本文算法能够达到 64.33%，进一步验证本文提出的基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法的可行性和优越性。

由此可见，恶劣天气状况对交通标志的识别带来了新的挑战，这需从提高图像能见度，以及恢复图像信息等方面进行深入研究。下一章将针对这个难题，就图像复原技术展开详细的研究。

3.6 本章小结

本章详细叙述了本文提出的即基于小波不变矩和 Gabor 滤波两种特征相融合的交通标志识别算法。由于小波不变矩能够反映图像的全局信息和其局部细节特性，并且具有旋转平移不变性的特点，因此本算法首先提取图像的小波不变矩特征，然后对图像进行 Gabor 滤波后提取

纹理特征，将两种特征融合，经过 BP 神经网络训练，对测试集进行分类。选用在不同天气，光线，场景下拍摄的实景图数据集进行实验验证，实验结果表明，本文算法在天气状况良好的情况下，具有更好的识别效果和较好的应用前景。同时，对于恶劣天气下的交通标志图像，本节也进行了识别率的测验，但对于恶劣天气下的交通标志识别效果并不理想。因此，针对降质图像的识别，下一章将展开详细的研究。

4 恶劣天气下的交通标志复原算法

上一章讲到，恶劣天气会导致图像退化现象，场景清晰度和可见性明显下降，直接影响到道路交通标志的识别准确率，造成行车安全隐患。因此，本章研究恶劣天气下的图像复原算法，希望得到清晰的复原图像，更好的应用到第三章所述的识别算法中。首先介绍了经典的暗通道先验算法及其存在的问题。然后，针对目前算法的不足之处，以及本文研究对象——道路上的交通标志图像特点，提出了改进的混合暗通道先验算法。即首先对图像进行对比度增强操作，然后设计混合暗通道，解决明亮区域对图像去雾效果的影响，并通过增强曝光度的方法提升视觉效果。最后，对本文算法进行实验验证。

4.1 暗通道先验算法

通过第二章分析可知，基于图像处理的方法并不能满足大多数的图像去雾要求。而基于物理模型的去雾算法的去雾效果明显优于基于图像处理的方法。何凯明教授提出了经典的暗通道先验算法，该算法通过研究发现，在大多数图像中，除了天空部分的图像外，其余部分图像像素点的 RGB 三原色通道中，总有一个通道的强度值较低，对每一个像素点进行最小化处理，再结合大气散射模型可以对图像进行去雾操作。

4.1.1 暗通道先验算法原理

在计算机视觉中，通过大气散射模型推导出如下公式来描述雾质天气的形成过程：

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (4-1)$$

其中， $I(x)$ 表示观察设备接收的实际光强，也就是观测到的雾质图像；而 $J(x)$ 表示待恢复的清晰图像； A 为大气光，表示周围环境中的各种光强对场景影响的总强度； $t(x)$ 表示介质透射率，也称为光路透射图，可用场景目标的深度信息表示。

综上所述可知，去雾过程实际上就是解如下方程的过程：

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A \quad (4-2)$$

暗原色先验算法的原理如下：在天气良好时采集到的室外图像中，对于非天空的区域，某些像素总会有至少一个颜色通道亮度极低接近于 0。此原理可用公式表达为：

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{C \in \{R, G, B\}} J^C(y)) = 0 \quad (4-3)$$

其中， $J^{\text{dark}}(x)$ 为原始图像的暗原色通道图， J^C 为原始图像的某一颜色通道图， C 为三个通道中某一个通道， $\Omega(x)$ 为以 x 为中心的局部区域最小滤波块。

暗原色通道中某些像素亮度值较低的原因主要有以下几个方面：

- 1) 物体自身的阴影；
- 2) 图像中颜色鲜艳部分的偏向导致暗通道现象；
- 3) 图像中阴暗或者深色部分的表面造成暗通道现象。



(a)清晰图像

(b)暗通道图像

图 4-1 彩色清晰图像的暗通道

根据上述暗原色先验原理，何凯明教授提出通过计算暗原色图像，来估计大气光值，然后得到透射率函数的粗估计，并且细化粗估计结果，得到复原图像。

$$\min_{y \in \Omega(x)} (I^c(y)) = t(x) \min_{y \in \Omega(x)} (I^c(y)) + (1 - t(x))A^c \quad (4-4)$$

两边同除 A^c ，得：

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) = t(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) + (1 - t(x)) \quad (4-5)$$

对每个通道求最小值，得：

$$\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) = t(x) \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) + (1 - t(x)) \quad (4-6)$$

由于在清晰图像中的暗通道接近于 0，即 $\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \rightarrow 0$ ，代入可得：

$$t(x) = 1 - \omega \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (4-7)$$

式中， ω 用于调节雾气程度，这是由于去雾后的图像整体颜色偏暗，为了使去雾之后的图像看起来更加自然，适当的保留雾气程度可以达到调节图像视觉效果的作用。

将公式(4-7)得到的介质传播函数代入公式(4-2)中，得到的复原图像会产生明显的块效应，因此还需要对公式(4-7)得到的粗估计结果进行细化。何凯明采用软抠图算法，增加导向滤波器对介质传播函数粗估计进行细化。但这种方法使得整体算法的复杂度增加，影响算法效率。且这种算法获取的复原图像，整体颜色偏深，不能满足视觉要求^{[36][37]}。

大气光 A 值的估计方法为：将暗原色通道中的像素按照亮度降序排列，选取亮度最大的前 0.1% 的像素点，选取亮度最大值作为 A 的值^[38]。由于在大气散射模型中， $t(x)$ 有时会趋近 0，因此，给介质传播函数设置一个下限，则无雾复原图像的推导公式为：

$$I(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (4-8)$$

暗通道先验算法原理简单，有一定的去雾效果。但该算法使用的最小值滤波的窗口的选择不具备自适应性，会造成图像模块化问题。同时，采用软抠图算法对介质传播函数进行细化操作，对时间空间要求较高，复杂度较大。因此，这种细化并不十分合适^[39]。针对这个问题，何凯明等随后提出以导向滤波^[40]取代软抠图，该算法能够较

好的保持景物边缘，实现了在不牺牲图像质量的前提下，提升去雾算法的处理效率。

4.1.2 暗通道先验算法的缺陷

对于某些降质图像，使用暗通道先验算法得到的复原结果会出现颜色过饱和现象，甚至出现图像中某些部分的颜色严重失真的情况。根据实验发现，这种情况通常发生在图中的明亮区域，如天空部分，类白色的物体，水面区域等。事实上，明亮区域无论是在有雾还是无雾的条件下，其像素值都比较大，在这部分区域内很难找到像素值约为 0 的点，因此，暗原色假设是不成立的。为了解决这个问题，必须改进原有算法，扩展暗原色先验，以应对不同场景的雾化图像，提高算法鲁棒性。

经典去雾算法造成的复原图像颜色失真，整体图像偏暗。主要是以下两个方面原因引起的：

1) 暗通道问题

天空、偏白色物体、水面等大面积明亮区域在无雾的条件下，其像素值也很大，并不满足暗通道先验原理，因此无法准确获取这一部分图像的暗通道图。

$$t(x) = 1 - \omega \min_C \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^C(y)}{A^C} \right) \right) \quad (4-9)$$

由透射率推导公式可得，在明亮区域， $\min_C \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^C(y)}{A^C} \right) \right)$ 不可能近似为 0，因此实际的透射率 $t(x)$ 是大于根据暗原色先验估计的透射率 $t(x)$ 。所以，为了解决复原图像色彩过饱和，以及图像的颜色失真问题，应当调整明亮区域的透射率函数，减少这部分透射率对整体图像透射率的影响，使估计出的透射率更加接近实际透射率，同时尽量保持暗原色去雾框架不被破坏。

2) 大气光求取问题

透射率的估计与大气光值 A 有着密切联系，得到准确的大气光估计值，是得到接近实际透射率的关键。大气光是指天空无限远处的光强值。但是，大气光值 A 不可避免的会受到天空、偏白色物体、水面等大面积明亮区域的影响，造成所求的大气光值 A 偏大，进而导致透射率估计值偏大。所以，在大气光值 A 的估计方面需要进行有针对性的改进，尽量减少明亮区域，白色物体对去雾效果的影响^[41]。



(a)有雾图像



(b)经典暗通道先验去雾图像

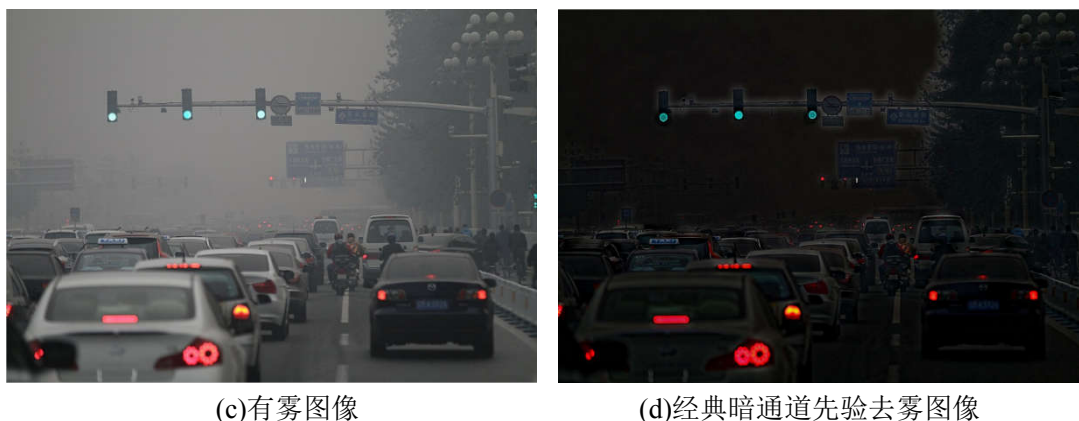


图 4-2 何凯明算法的去雾效果图

4.2 改进的混合暗通道去雾算法

由第二章的基础知识分析可知，恶劣天气情况是由于大气中存在悬浮物颗粒，这些悬浮物颗粒造成了大气的散射现象，使得拍摄出来的图像能见度以及对比度都急剧降低。

对此，在大气散射模型的基础上，何凯明教授等人通过对大量的清晰图像数据库分析得出规律，提出一种简单有效的暗原色先验去雾方法，对一般的户外图像取得了较好的复原效果。但该算法是建立在暗原色假设之上的，对于不满足这个假设的明亮区域，经典暗通道先验算法估计出来的大气光值 A 偏大，进一步导致透射率估算偏大，如果透射率与实际值偏差过大，将造成复原图像的结果出现色彩失真，影响了图像的视觉效果，尤其是对于本文研究对象——道路上的交通标志，图像复原效果不佳。这是由于交通标志所在的图像背景中，常常有大片天空区域，或者白色的轿车干扰，这些区域并不满足暗原色原理。在这种情况下，用经典的暗通道先验算法得到的复原图像往往出现严重的颜色失真，不能达到预期效果，而且并不能够对后续的图像分割识别打下很好的基础。

因此，基于研究对象的特点，以及上述经典暗通道先验算法的一些缺陷，本文意在研究更有效的图像去雾方法。尤其是为了改善天空区域，白色轿车等明亮区域对大气光估计值 A 的影响。由于大气光值 A 是通过暗通道值进行估计的，因此，首先需要考虑暗通道先验原理是否满足图像的雾质场景信息，即暗通道先验实验在此场景下是否具有可实施性，方可找出即能够满足暗通道先验原理的去雾方法，同时保证所提出的算法具有有效性和可行性。

4.2.1 算法总体流程

上一节介绍了何凯明教授提出的经典暗通道先验去雾算法，针对上述分析的经典暗通道先验去雾算法存在的一些问题和缺陷，以及结合本文研究对象——道路上交通标志图像的特殊性，本文提出了改进的混合暗通道先验去雾算法，如图 4-3 是本文改进的混合暗通道先验算法的整体流程图。

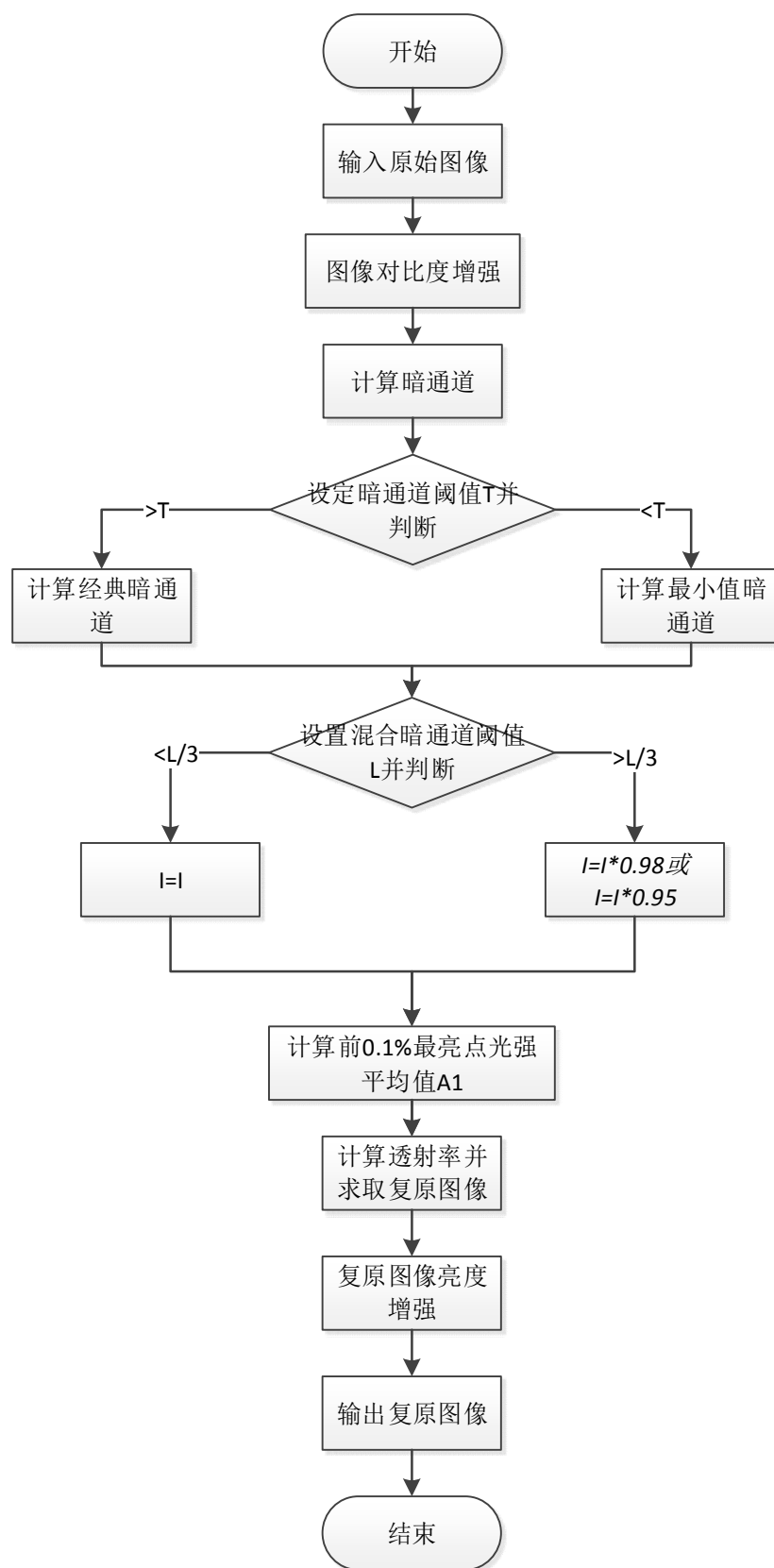


图 4-3 改进的去雾算法流程图

改进的内容主要包括四个方面：

(1) 原始图像对比度增强：通过对比度增强操作，提升图像明暗对比，细化图像边缘，在一定程度上提升了图像清晰程度，为下一步混合暗通道的计算打下很好的基础；

(2) 混合暗通道设计：设定亮度阈值 T ，将图像分为远景区和近景区，我们认为近景区可近似为无雾区域，暗通道值较小，而远景区则为浓雾区域，暗通道值较大。对这两块区域分别设定暗通道，混合叠加为初步的混合暗通道。再根据混合暗通道的亮度阈值将暗通道分为明亮区域以及非明亮区域，对非明亮区域保持原有暗通道不变，而对于明亮区域，根据明亮程度的不同，分别做不同程度的衰减，再次叠加得到最终的混合暗通道；

(3) 大气光值估算改进：对上一步得到的混合暗通道中的每一个像素值进行如下操作：像素值按照降序排列，提取排位在前 0.1% 的像素，并计算他们的均值作为大气光估计值；

(4) 复原图像亮度（曝光度）增强：通过上述几步得到大气光估计值 A ，进而求得透射率 $t(x)$ ，根据公式(4-8)可得到对去雾后的图像，本步改进的是对去雾后的图像进行增强曝光度的操作，本步操作能够提升图像的视觉效果，同时使图像色彩看起来更加自然流畅。

下面将对每一步分别进行详细的介绍。

4.2.2 对比度增强

上文已经分析，明亮区域并不满足暗通道先验假设，在本文的研究对象——交通标志所在的图像背景中，常常有大片天空，或者白色的轿车等明亮区域，这些区域不符合暗通道先验原理，因此经典暗通道先验去雾算法并不适用于本文的研究场景。基于上述考虑，本文将改进的重点放在提升暗通道的鲁棒性。主要的思路是将明亮区域与其他区域分开进行操作，这样才能更好地估计大气光值 A 以及透射率，最终呈现出更好地复原图像。

为了达到上述目的，将明亮区域和非明亮区域之间的界限更加明确化，首先，通过预处理操作，即对原始雾质图像进行对比度增强操作，使明亮区域与其他区域对比度增强，更好的区分天空，白色轿车等明亮区域与非明亮区域，这样做有助于更准确的实现下一步的暗通道亮度阈值设定。而彩色图像的对比度增强操作不同于灰度图像的对比度增强操作。具体步骤如下：

Step1: 为了提取图像的亮度值，首先要将原始图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间；

Step 2: 分别提取 H, S, V 三个通道的像素值；

Step 3: 建立对比度增强滤波器；

Step 4: 对亮度 V 通道进行滤波，并重新将 H, S, V 三个通道连接起来，完成对比度增强。

算法核心编程的抽象描述如下：

Brightness enhancing progress

(1) convert the image from RGB color space to HSV color space to get image I

(2) $H=I(:, :, 1)$

(3) $S=I(:, :, 2)$

(4) $V=I(:, :, 3)$

%Extracting three channels' pixels respectively

% w is a filter

(5) $w=fspecial('unsharp')$

(6) To filter the V channel

(7) Connect three channels

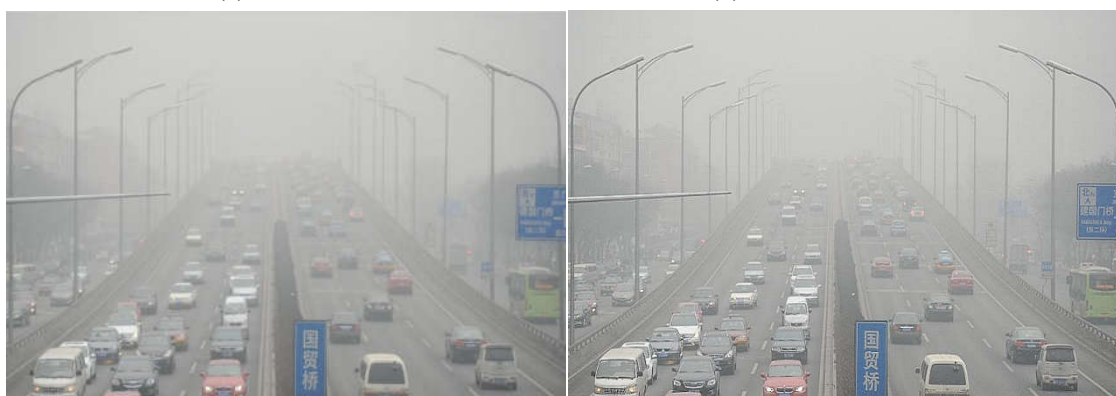
(8) end

对雾质图像进行对比度增强操作，不仅能够提升图像的明暗对比度，同时可以细化图像的边缘信息，保证了边缘信息的完整性。其根本目的是为混合暗通道的计算打下扎实的基础。如图 4-4 为对比度增强操作后的效果：



(a)原始图像

(b)对比度增强后的图像



(c)原始图像

(d)对比度增强后的图像

图 4-4 对比度增强效果

4.2.3 混合暗通道算法

计算图像暗通道时要用到滤波窗口，窗口的尺寸对于滤波效果会造成较大的影响。不同选择的窗口尺寸不同，得到的复原图像的效果也不同。滤波窗口尺寸越大，暗原色先验理论准确性较高，但边缘信息不精确，从而使去雾图像产生严重的 Halo 效应。滤波窗口尺寸越小，暗通道边缘信息较为完整，但会造成复原图像颜色过饱和或暗沉

现象^{[42][43]}。

综上分析，滤波窗口的大小对图像的复原效果有着很大的影响，如果窗口大小选择不恰当，造成窗口的一半在明亮区域，另一半在非明亮区域，将大大影响暗通道计算的正确性。因此，本文的思路是对图像的不同区域进行划分，对每一部分分别计算暗通道，缩小明亮区域与非明亮区域之间的差距，进而解决滤波窗口对暗通道计算的影响。

基于以上考虑，本文首先将雾质图像划分为近景区域和远景区域，由于雾质图像的近景区域图像质量下降较少，可以近似理解为无雾部分或者薄雾部分，这部分的图像具有较小的暗通道值；而一般来说，远景区域是能见度较低的区域，也是雾集中聚集的区域，我们理解为有雾图像，这部分图像的暗通道值较大。综上分析，可以根据雾质图像不同区域的暗通道特点，引入一个区分近景和远景的阈值 T ，当雾质图像的暗通道值小于 T 时，将其判定为图像的近景区域，当雾质图像的暗通道值大于 T 时，则判断为远景区域。本文提出的混合暗通道即根据图像的近景远景两块不同的区域，分别计算其暗通道：对于近景区域，计算最小值通道 $I^{\min}(x)$ ，对于远景区域 $I^{\text{dark}}(x)$ ，计算经典暗通道。近景区域的最小值通道 $I^{\min}(x)$ 和远景区域的暗通道 $I^{\text{dark}}(x)$ 之和构成了混合暗通道。由于明亮区域不符合暗通道先验假设，本文针对明亮区域和其他区域分别设计暗通道：即对于非明亮区域计算暗通道，对于明亮区域的暗通道进行相关处理。对图像的混合暗通道亮度进行计算，得到最大亮度 L ，将暗通道亮度值从 $0 \sim L$ 等分为三段，分别进行计算。对于亮度较大的区域，对其像素值作一定程度的衰减，建立如式 (4-10) 所示的分段式映射方程，以减小天空或白色物体区域相应混合暗通道的影响。

$$I(x) = \begin{cases} I(x), & 0 < I(x) < \frac{L}{3} \\ I(x) * 0.98, & \frac{L}{3} \leq I(x) < \frac{2L}{3} \\ I(x) * 0.95, & \frac{2L}{3} \leq I(x) < L \end{cases} \quad (4-10)$$

混合暗通道算法的具体步骤如下：

Step1: 输入对比度增强后的图像，根据暗通道原理即式(4-2)，计算图像的暗通道图；

Step 2: 设定暗通道亮度阈值 T ，本文选取阈值 $T=25.5$ 。对暗通道图像的每一个像素进行如下处理：当像素值小于阈值 T 时，计算这一部分的最小值通道；当像素值小于阈值 T 时，计算这一部分的经典暗通道。最小值通道 $I^{\min}(x)$ 和暗通道 $I^{\text{dark}}(x)$ 之和构成了初步的混合暗通道；

Step 3: 对上一步计算得到的，初步的混合暗通道的亮度进行计算，可以得到混合暗通道亮度的最大值 L ，将亮度值从 $0 \sim L$ 等分为三段，按照式(4-10)分别进行计算，并将三部分进行叠加，得到最终的混合暗通道。

算法核心编程的抽象描述如下：

Mixed dark channels calculating process

- (1) Set the two zeros matrices dark1,dark2
- (2) for $i \leftarrow 1$ to h
- (3) for $j \leftarrow 1$ to w %h*w is size of zeros matrices
- (4) find the minimum pixel values of three channels into zero matrix called min channel
- (5) end
- (6) end
- (7) do minimum filtering to the matrix and get the dark Channels
- (8) for $i \leftarrow 1$ to h
- (9) for $j \leftarrow 1$ to w
- (10) if dark Channels<0.11
- (11) dark1= min channel
- (12) else dark2=dark Channel
- (13) end
- (14) end
- (15) end
- (16) add dark1 and dark2 to be mixDarkChannels1
- (17) Set the three zero matrices dark11,dark22,dark33
- (18) for $i1 \leftarrow 1$ to $h1$
- (19) for $j2 \leftarrow 1$ to $w2$ %h1*w1 is size of zeros matrices
- (20) call formula (4-10) to calculating mix Dark Channels
- (21) end
- (22) end

4.2.4 大气光值估算改进

由前文推导可知，大气光值 A 的求取直接影响着透射率 $t(x)$ 的估算准确度，进而影响最终的图像复原效果。

经典暗通道先验算法的大气光值估算方法，是将暗通道的像素值按降序排列，通过选取排位在前 0.1% 的像素值，并计算其均值作为最终 A 的估计值。前文已经分析过，由于经典暗通道先验去雾算法在暗通道求取方面存在一些问题，尤其不适合于本文研究对象——交通标志，因此，按照经典暗通道先验算法的大气光值估算方法求得的大气光估计值 A 必然不准确，会造成复原图像过饱和等一系列问题。而造成复原图像过饱和的原因是大气光值 A 受到明亮区域光强的影响，导致求取的大气光值 A 偏大，偏离了场景的实际光强值。

如图 4-5 所示，是在不同的大气估计值 A 下，得到的复原图像。通过对比可以看出，由于 A 值的不同，最终的复原图像的饱和度也有着明显的差异。大气估计值 A 过小，造成图像大部分缺失；大气估计值 A 过大，复原图像颜色过饱和，整体图像偏黑，不满足视觉效果。而何凯明教授的经典暗通道先验去雾算法得到的大气估计值 A 一般都是偏大的。



图 4-5 不同大气光估计值 A 下的得到的复原图像

针对何凯明教授提出的暗通道先验去雾算法的大气光值 A 估计值偏大的问题，本文提出改进算法：由于之前已经对暗通道进行了近景区域和远景区域，以及明亮区域和非明亮区域的分块，通过一系列计算得到了自适应的混合暗通道，因此本文不再对经典暗通道值进行估计，而是在改进后的混合暗通道中，对每一个像素点的值按照降序排列，选取排位在前 0.1% 的像素值，并计算这些像素值的均值作为最终大气光值 A 的估计值。

算法核心编程的抽象描述如下：

Atmospheric optical value estimation process

- (1) $A=0$
- (2) calculating the number of image pixels
- (3) for $m \leftarrow 1$ to $\text{time} * 0.001$ %time is the number of image pixels
- (4) find the maximum pixel values in the top 0.1%
- (5) calculating the average of these image pixels
- (6) if $\text{average} > A$
- (7) $A = \text{average}$
- (8) end
- (9) end
- (10) call formula(4-7) to calculating the original transmission map
- (11) use the guided filter do soft matting for the original transmission map
- (12) call formula(4-8) to calculating the restored image
- (13) end

4.2.5 复原图像亮度增强

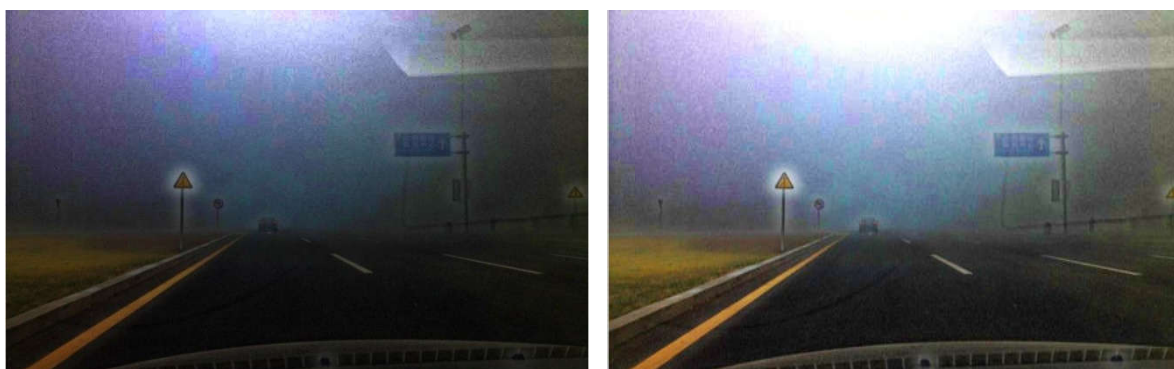
改进后的去雾算法对于颜色失真问题已经有了较大改善，如图 4-6(a)所示，但使用混合暗通道先验去雾算法之后的复原图像，整体色彩仍然有些偏暗，不利于交通标志所在的检测区域的检测和识别。

为了解决这个问题，本文以滤色原理为基础，即将混合色的互补色与基色复合叠加，将得到较亮的颜色。任何颜色与白色复合产生白色，任何颜色与黑色复合将保持不变。

基于上述滤色原理的基本思想，本文采用迭代方法对图像进行亮度增强，也称为曝光度增强。算法的思想就是，通过基色与补色之间的非线性叠加计算，增加图像的亮度。这一步的操作也可理解为增强曝光度的操作，它的目的是为了是图像看起来更加自然，进一步改善视觉效果。

$$\widetilde{J}(x) = J(x) + (1 - J(x)) * J(x) \quad (4-11)$$

式中， $J(x)$ 为使用混合暗通道先验去雾算法之后的复原图像， $\widetilde{J}(x)$ 为经过增强曝光度操作后的图像。如图 4-6 (b)所示为增强曝光度后的图像。



(a) 混合暗通道算法得到的复原图像

(b)亮度增强后的复原图像

图 4-6 增强曝光度后的图像

4.3 实验结果分析

为了验证本文算法的有效性，采用多幅恶劣天气下的交通标志图像作为样本集，对本文算法进行验证。使用主频 2.5G，内存 4G 的台式机，在 MATLAB2014a 环境下对进行实验。通过复原图像的视觉效果，第二章所提到的图像评价标准，以及复原后图像的识别率三个方面的对比，验证本文提出的改进算法效果。

4.3.1 复原图像效果对比

如图 4-7 所示，相比文献[40]的经典暗通道去雾算法，本文改进的图像复原算法表现出了较强的去雾能力与细节增强能力，削弱了 Halo 效应的影响，较好的保持了原图像场景的颜色信息，去雾处理后的图像更加清晰，复原后的图像在颜色，亮度，饱和度等方面都较为自然，视觉效果更好。

对比图 4-7(b)(c)，本文算法的复原图像在亮度上明显提高。对比图 4-7(e)(f)，本文算法的复原图像在图像边缘信息保留上明显优于文献[40]算法。对比图 4-7(h)(i)，本文算法的复原图像明显地消除了物体边缘的光晕。对比图 4-7(k)(l)，本文算法的复原图像在深度信息的保持方面明显优于文献[40]算法，图像远处的物体更加清晰。



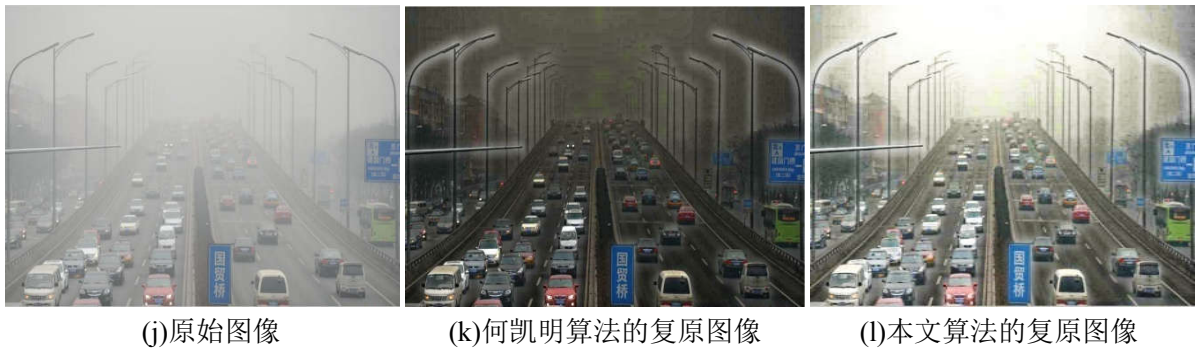


图 4-7 本文算法和何凯明算法的去雾图像对比

4.3.2 图像评价标准对比

对图像进行评价参数的计算，使用第二章中提到的目前广泛使用的对复原图像的四项评价标准，对上述 4 幅图像进行对比。

如表 4-1 所示，为基于可视边缘的评价标准。可视边缘有三个评价指标：图像恢复后的新增可视边缘之比 e ，可视边缘的规范化梯度均值 r 以及饱和黑色或白色像素点的百分比 s ， e 和 r 值越大， s 值越小，表明复原效果越好。从表中可以看出，本文算法的 e ， r 值均大于文献[40]， s 值小于文献[40]。如表 4-2 所示，为对比度的评价标准，对比度越大，复原效果越好。从表中可以看出，本文算法得到的复原图像的对比度值普遍大于文献[40]。如表 4-3 所示，为颜色保持能力的评价标准， D 值越大，颜色保持效果越好，图像颜色越自然，复原效果也就越好。从表中可以看出。本文算法得到的复原图像，在颜色保持能力方面明显优于文献[40]。如表 4-4 所示，为边缘保持能力 EPI 的评价标准，EPI 越大，边缘保持能力越强。从表中可以看出，本文算法的 EPI 值是文献[40]的将近三倍，说明其边缘保持能力很强，通过上述分析可以看出，使用本文算法复原的图像在各方面表现较优。

表 4-1 基于可视边缘的评价标准

| 图像 | e (文献[40]/本文算法) | r (文献[40]/本文算法) | s (文献[40]/本文算法) |
|----|-------------------|-------------------|-------------------|
| a | 0.1558/0.2616 | 1.1526/3.3721 | 0.01/0 |
| d | 0.1467/0.5758 | 1.2729/4.5453 | 0.01/0 |
| g | 0.9601/1.4348 | 2.0734/7.2153 | 0/0 |
| j | 0.2237/0.8829 | 1.2088/2.4725 | 0.01/0 |

表 4-2 对比度的评价标准

| 图像 | 文献[40] | 本文算法 |
|----|--------|--------|
| a | 0.1975 | 0.2896 |
| d | 0.1118 | 0.2001 |
| g | 0.1648 | 0.2654 |
| j | 0.1345 | 0.1876 |

表 4-3 颜色保持能力 D 的评价标准

| 图像 | 文献[40] | 本文算法 |
|----|--------|--------|
| a | 0.5524 | 0.8964 |
| d | 0.5463 | 0.7985 |
| g | 0.5864 | 0.7521 |
| j | 0.6057 | 0.8762 |

表 4-4 边缘保持能力 EPI 的评价标准

| 图像 | 文献[40] | 本文算法 |
|----|--------|--------|
| a | 1.0580 | 3.0761 |
| d | 1.2658 | 3.6866 |
| g | 2.0249 | 6.2675 |
| j | 1.3472 | 2.9143 |

4.3.3 去雾后的识别率

对去雾后的图像分别提取小波不变矩特征和 Gabor 纹理特征，按照第三章所述的方法将两种特征融合，将融合特征向量送入 BP 神经网络再次进行实验，求取去雾后的图像识别正确率。与去雾之前的图像识别率进行对比，实验结果如表 4-5 所示，复原后的图像的识别正确率由原先的 64.33% 上升至 91.66%，由此可见，对于恶劣天气下的能见度较低的交通标志图像，在进行去雾复原操作后，不仅提升了降质图像的质量，同时能够大大提高交通标志的识别正确率，解决了第三章提出的问题，再次证实了本文提出的去雾算法的实用性。

表 4-5 去雾前后识别率对比

| 样本种类 | 训练样本总数 | 测试样本总数 | 识别正确个数 | 识别率 |
|------|--------|--------|--------|--------|
| 雾质图像 | 1700 | 300 | 193 | 64.33% |
| 复原图像 | 1700 | 300 | 276 | 91.66% |

综上所述可知，经本章去雾算法处理后的复原图像，能够得到很好的复原效果。在此前提下，为后续的图像检测，特征提取，以及图像识别等各个环节打下了良好的基础。从主观的视觉效果方面来看，本文算法的复原图像相比于文献[40]的更能满足人眼的视觉效果，复原后的图像色彩自然，流畅。从客观的一些图像评价标准方面来看，本文算法的复原图像的各项评价指标都明显的优于文献[40]算法。对于之前第三章提出的，由于恶劣天气状况引起的图像质量差，能见度不高等的问题，本章通过混合暗通道先验去雾算法，对降质图像进行了复原。同时，对于上述原因造成的识别率降低的问题，也通过图像去雾复原算法在一定程度上得到了改善和解决，增强了交通标志识别系统的普适性。

4.4 本章小结

本章在经典暗通道先验原理的基础上，结合分析交通标志所在图像的普遍特征，提出了一种改进的去雾算法。

首先，针对图像的近景区域和远景区域通过阈值分割，对两块区域分别提取暗通道；其次，对上一步得到的混合暗通道设定阈值，划分明亮区域与非明亮区域，对明亮区域的暗通道进行一定程度的衰减，将各部分暗通道叠加得到最终的混合暗通道；然后，对混合暗通道中每一个像素点的值按照降序排列，选取排位在前 0.1% 的像素值，并计算这些像素值的均值作为最终大气光值 A 的估计值。并由公示求得透射率，进而得到复原图像；最后，用迭代方法对复原图像进行亮度增强，即增加曝光度，使图像看起来更加自然，提高图像视觉效果。

将本文算法在实际采集的恶劣天气下的图像上进行测试，实验结果表明，从视觉上看，利用本文算法得到的复原图像，在视觉效果上明显得到了改善，从目前图像常用的四种评价标准以及去雾前后的识别率对比来看，本文算法也有着明显的优势。综上，本文所提出的去雾算法对于恶劣天气下的交通标志图像复原和识别具有较为广泛的实用性。

5 结论与展望

5.1 结论

交通标志检测与识别技术对于开发无人车以及智能辅助驾驶系统具有重要意义。准确快速地识别出道路上的交通标志,能够有效降低交通事故发生率,保障行车安全,同时极大地促进智能交通的发展。交通标志识别系统主要分为两个部分:交通标志检测与交通标志识别。

本文的研究主要分为两个部分,其一,基于小波不变矩和 Gabor 纹理特征的交通标志识别算法。从交通标志检测与交通标志识别两个方面进行研究,得到了较好的结果。其二,恶劣天气下的交通标志识别算法。考虑到在恶劣天气状况下,会对识别效果产生很大的影响,因此,本文针对这种情况展开了图像复原技术的研究,对于能见度不高的图像进行处理,使其能够达到检测识别标准。

本文主要研究工作成果如下:

1) 针对本文研究对象----道路上的交通标志的颜色特征,利用颜色阈值,形态学操作,以及区域标记筛选等操作,明确目标区域在整幅图像中的位置,通过准确定位对原图进行裁剪,生成识别样本库。为后续识别操作打下了良好的基础。

2) 识别部分的重点是特征提取,目前所有的算法大多重视交通标志的形状特征,但常用的形状特征的鲁棒性不足,对于变形,有遮挡物的交通标志识别效果不佳。同时,目前的算法往往忽视了交通标志的纹理特征,而纹理恰恰是交通标志识别的一个重要依据。因此本文在此基础上提出改进:首先提取图像的小波不变矩特征,这是由于小波不变矩特征能够很好的反映图像全局信息和其局部细节特性,并且具有旋转平移不变性的特点;然后对图像进行 Gabor 滤波后提取纹理特征,将两种特征融合,经过 BP 神经网络训练,对测试集进行分类。选用在不同天气,光线,场景下拍摄的实景图数据集进行实验验证,实验结果表明,本文算法具有更好的识别效果,识别率远高于所引文献中的算法结果,并且在提高识别率的同时,没有以牺牲时间效率为代价,具有较好的应用前景。

3) 对于光线较好的场景下,已经可以达到较高的识别率。但是在实际生活中,难免会遇到恶劣天气状况,这对于检测,识别算法带来极大的影响。因此,针对这一难题,本文研究了恶劣天气下的图像复原算法。同样,通过分析交通标志图像的特点,对于经典的暗通道先验去雾算法进行了如下改进:首先,针对图像的远景区域和远景区域分别提取暗通道;其次,对暗通道设定阈值,划分明亮区域与非明亮区域,对明亮区域进行不同程度的衰减;然后,在新得到的混合暗通道下估算大气光值 A ,并由公示求得透射率,进而得到复原图像;最后,用迭代法对复原图像进行亮度增强,即增加曝光度,提高图像视觉效果。经过实验测试,结果表明,从视觉上看,利用本文算法得到的复原图像的图像质量明显得到改善;从图像常用的评价标准以及算法运行

效率上看，本文算法也有明显的优势。综上，本文所提出的去雾算法对于恶劣天气下的交通标志图像复原具有较为广泛的实用性，复原后的图像能够达到检测标准。并且复原图像的识别率相较于雾质图像的识别率，有了很大幅度的提升。

5.2 展望

本文针对不同天气状况下的道路交通标志图像，研究出一套较为有效的识别方案。改进算法虽然得到了一定的效果提升，但仍有许多细节方面的问题需要进一步深入研究。今后的努力方向主要有以下几个方面：

- 1) 本文所使用的图像集是通过网上搜索，以及本人实景拍摄的图像，虽也搜集了大量的图像，但样本库的规模仍然不够大。今后，应当继续搜集各种情况下的图像，来验证算法的推广性。
- 2) 在特征融合部分，本文运用的是简单融合，后续应加入融合方法的考虑，研究更加科学的融合机制。
- 3) 虽然去雾后的图像识别率得到了大幅度的提高，但后续仍需继续研究，得到更好的图像复原效果，进一步提高识别率。

致谢

时光飞逝，光阴如梭。转眼间，三年的研究生生活就要结束了，往事一幕幕在我眼前放映，在西安交通大学度过的充实美好的研究生生活，是我人生中宝贵的财富，我内心对母校十分眷恋与不舍。在很多人的帮助下，我完成了我的学业论文，在这里我对帮助我的老师，同学表达由衷的感谢，和诚挚的敬意。

首先，感谢我的导师田丽华老师。无论在我的学习，生活以及更方面，老师都给予我无微不至的关心，指导和帮助。田老师严谨的治学态度，坚定的科研精神以及朴实的生活作风都令我十分钦佩，也深深地影响了我。三年来，田老师因材施教，结合我的个人能力对我的学习，科研展开有针对性的指导。从做毕业论文开始，老师便非常尊重我感兴趣的研究方向，对我进行思路和方法上的引导。每当我遇到困难时，老师都会耐心细致地为我讲解。正是在老师的严格要求和悉心指导下，我才能完成这篇论文。在此，我衷心的感谢田老师。

其次，感谢李晨老师。李老师也对我的学习生活十分关心，并且多次对我进行思路点拨，也为我的论文提出了许多宝贵的意见。还有软件学院所有老师，授予我知识，和学术作风。

然后，感谢实验室的各位同窗。与我一同探讨算法，并且帮助我采集数据。在平时的科研学习中都给予我很多帮助和鼓励。与你们一同度过的研究生时光，是丰富的，美好的。我会永远铭记。

最后，感谢我的父母。在我遇到挫折，想要退缩时，永远在我身后默默支持我，鼓励我。带给我希望和力量，重新燃起我的斗志。

真诚地感谢参与论文答辩和评审的老师们，谢谢你们宝贵的意见和建议。

参考文献

- [1] Huggins F E, Huffman G P, Robertson J D. Speciation of elements in NIST particulate matter SRMs 1648 and 1650[J]. Journal of Hazardous Materials, 2000, 74(1-2):1-23.
- [2] 张学工. 模式识别.第 3 版[M]. 清华大学出版社, 2010.
- [3] 黄志勇, 孙光民, 李芳.基于 RGB 视觉模型的交通标志分割[J].微电子学与计算机,2004,21(10):147-148.
- [4] 邢岳, 陈华秀, 李伟越,等. 基于 HSI 颜色空间的交通标志图像分割算法研究[J]. 中国高新技术企业, 2014(8):93-94.
- [5] 张卡, 盛业华, 赵东保等. 视觉可量测实景影像的道路交通标志自动检测[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10):2270-2278.
- [6] 江治国*, 李翔, 陈小林. Hu 不变矩特征在道路交通标志识别系统中的应用[J]. 井冈山大学学报:自然科学版, 2013, 28(1):75-78.
- [7] 田秋红, 刘成霞, 杜晓. 基于 Zernike 矩和 BP 网络的道路交通标志识别方法研究[J]. 浙江理工大学学报, 2012, 29(2):235-239.
- [8] 王雁, 穆春阳, 马行. 基于 Zernike 不变矩与 SVM 的交通标志的识别[J]. 公路交通科技, 2015, 32(12):128-132.
- [9] 谷明琴, 蔡自兴, 何芬芬. 形状标记图和 Gabor 小波的交通标志识别[J]. 智能系统学报, 2011, 06(06):526-530.
- [10] 齐朗晔, 张重阳, 何成东. 基于多特征组合的交通标识识别[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(04):776-782.
- [11] Jobson, D.J., Rahman, Z., and Woodell, G.A. Properties and performance of the center/surround Retinex. IEEE Transaction on Image Processing, 1997, 6(3), 451-462.
- [12] 蔡式东, 杨芳等. 一种基于 HSV 空间和粗糙集的彩色图像分割方法[J]. 光电子技术, 2011, 31(1):5-9.
- [13] 陈小龙. 基于神经网络的交通标志识别的研究[D]. 广东工业大学, 2014.
- [14] 张毓晋.图像工程(上册)图像处理[M].第 2 版.北京:清华大学出版社.2006.
- [15] 胡小锋. Visual C++/MATLAB 图像处理与识别实用案例精选[M]. 人民邮电出版社, 2004.
- [16] Tuveryan M, Jain A K. Texture Ananlysis,Handbool Pattern Recognition and ComputerVision[M]. Singapore: World Scientific, 1993,235-276.
- [17] 胡学龙. 数字图像处理.第 2 版[M].北京: 电子工业出版社, 2011.
- [18] Unser M, Aldroubi A, Eden M. A family of polynomial spline wavelet transforms[J]. Signal Processing, 1993, 30(2):141-162.
- [19] 周何, 黄山, 盛贤. 基于 B 样条小波的图像边缘检测[J]. 计算机仿真, 2011, 28(11):214-217.
- [20] 王玉平, 蔡元龙. 多尺度 B 样条小波边缘检测算子[J]. 中国科学:, 1995(4):426-437.
- [21] Raghu P P, Poongodi R, Yegnanarayana B. Unsupervised texture classification using vector quantization and deterministic relaxation neural network.[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1997, 6(10):1376-87.
- [22] Rioul O, Vetterli M. Wavelets and signal processing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1991, 8(4):14-38.
- [23] Special Issueon Application of Neural Network.Proc IEEE,2003,84(10).
- [24] Parisi R,Claudio E D,Lucharelli G,Car Plate Recognition by Neural Networks and Image

- Processing[J]. IEEE International System On circuit and System.3(6):196-198.
- [25] 王小川, 史峰, 郁磊等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- [26] MCCARTNEY E J. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles[M]. New York: John Wiley and Sons, 1976, 6: 23-32.
- [27] S.K.Nayar, S.G.Narasimhan. Vision in Bad Weather[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 1999, 2: 820 — 827
- [28] J. Kopf, B. Neubert, B. Chen, M. Cohen, D. Cohen-Or, O. Deussen, M. Uyttendaele, and D. Lischinski, Deep photo: model-based photograph enhancement and viewing, International Conference on Computer Graphics and Interactive Technique, 2008, 1-10.
- [29] 郭璠, 蔡自兴. 图像去雾算法清晰化效果客观评价方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(9): 1410-1419.
- [30] 吴迪, 朱青松. 图像去雾的最新研究进展[J]. 自动化学报, 2015, 41(2): 221-239.
- [31] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A, et al. A comparison of visual statistics for the image enhancement of FORESITE aerial images with those of major image classes[C]. Visual Information Processing XV, Proceedings of SPIE, 2006, 6246: 1-8.
- [32] CHAMBAH M, RIZZI A, GATTA C, et al. Perceptual approach for unsupervised digital color restoration of cinematographic archives[C]. Color Imaging VIII: Processing, Hardcopy, and Applications. Santa Clara, USA: SPIE. 2003, 5008: 138-149.
- [33] 张志佳, 李文强, 张丹等. 基于颜色与形状特征的交通标志检测方法[J]. 计算机技术与发展, 2015(7): 174-178.
- [34] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[J]. 2004, 2(2): 506-513.
- [35] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009: 1956-1963.
- [36] Houben S, Stallkamp J, Salmen J, et al. Detection of Traffic Signs in Real-World Images: The German Traffic Sign Detection Benchmark[J]. 2013: 1-8.
- [37] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), Berlin: Springer-Verlag, 2010: 1-14.
- [38] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]// Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [39] 赵宏宇. 雾天图像清晰化技术的研究[D]. 北京工业大学, 2015.
- [40] Sun J, He K, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior: U.S. Patent 8,340,461[P]. 2012-12-25.
- [41] 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]. 新能源进展, 2011, 16(2): 7-12.
- [42] Pang J H, Au O C, Guo Z. Improved single image dehazing using guided filter. In: Proceedings of the 2011 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference. Xian, China: Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, Hong Kong, 2011. 522-525
- [43] Shi Z W, Long J, Tang W, Zhang C S. Single image dehazing in inhomogeneous atmosphere. Optik — International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(15): 3868-3875

攻读学位期间取得的研究成果

- [1] 甘露，田丽华，李晨. 基于融合特征和 BP 网络的交通标志识别方法[J]. 计算机工程与设计. 已录用

学位论文独创性声明（1）

本人声明：所呈交的学位论文系在导师指导下本人独立完成的研究成果。文中依法引用他人的成果，均已做出明确标注或得到许可。论文内容未包含法律意义上已属于他人的任何形式的研究成果，也不包含本人已用于其他学位申请的论文或成果。

本人如违反上述声明，愿意承担以下责任和后果：

1. 交回学校授予的学位证书；
2. 学校可在相关媒体上对作者本人的行为进行通报；
3. 本人按照学校规定的方式，对因不当取得学位给学校造成的名誉损害，进行公开道歉。
4. 本人负责因论文成果不实产生的法律纠纷。

论文作者（签名）：日期：年月日

学位论文独创性声明（2）

本人声明：研究生所提交的本篇学位论文已经本人审阅，确系在本人指导下由该生独立完成的研究成果。

本人如违反上述声明，愿意承担以下责任和后果：

1. 学校可在相关媒体上对本人的失察行为进行通报；
2. 本人按照学校规定的方式，对因失察给学校造成的名誉损害，进行公开道歉。
3. 本人接受学校按照有关规定做出的任何处理。

指导教师（签名）：日期：年月日

学位论文知识产权权属声明

我们声明，我们提交的学位论文及相关的职务作品，知识产权归属学校。学校享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。学位论文作者离校后，或学位论文导师因故离校后，发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为西安交通大学。

论文作者（签名）：日期：年月日

指导教师（签名）：日期：年月日

(本声明的版权归西安交通大学所有，未经许可，任何单位及任何个人不得擅自使用)