中南大學
CENTRAL SOUTH UNIVERSITY

本科毕业设计(论文)

GRADUATION DESIGN(THESIS)

题　　目：	基于视觉特征的空气质量分级系统设计
学生姓名：	何小宇
指导教师：	阳春华
学　　院：	信息科学与工程学院
专业班级：	自动化1203班

本科生院制

2016年5月

基于视觉特征的空气质量分级系统设计

摘要

保障空气质量是保障我们赖以生存的家园的基础。因此，人类需要知道自身所处环境的空气质量。现有的空气质量监测主要是通过建立空气质量监测站和外插局部测量点来实现，但这种方法十分昂贵而且时空分辨率不高。

本设计从视觉特征的角度出发，结合图像处理技术开发出一套估计城市空气质量等级的系统。本文首先获得关于空气质量的场景图像库。其次，我们提取了能最优表征空气质量的一系列数据特征，如本文中提到的暗原色特征、能见度特征和图像熵值特征。然后是图像分类器的构建，通过对误差反向传播 BP（Back Propagation）、支持向量机SVM(Support Vector Machine)和极限学习机 ELM（Extreme Learning Machine）三种分类器的比较和改进，得出最优的是改进后的 ELM 图像分类器。其中300个测试集样本准确率课达到98%，150个训练集样本准确率可达到98.67%。最后是基于 MATLAB 图形用户界面的系统功能展示，功能一是三种分类器对图像空气质量的分类，功能二是对任意输入图像判定空气质量等级。实验证明，本设计对于空气质量等级的检测方法成本低，分辨率高，且适用范围广，对于现有的空气质量监测技术将会是一种很好的补充。

关键字：视觉特征　空气质量分级　图像分类　暗原色　神经网络算法

Design of Air Quality Classification System Based on Visual Features

ABSTRACT

Ensuring air quality is the foundation of protecting our survival homes. Therefore, people need to know the air quality of their environment. The existing air quality monitoring is realized by setting up the air quality monitoring station and inserting local measurement point outside, but this method is very expensive and the spatiotemporal resolution is not so high.

This design aims to develop a set of system to estimate urban air quality level with the combination of the image processing technology from the visual angle of view. In this thesis, we first get the scene image database about air quality. Secondly, we extract a series of data features that can best characterize the air quality, such as the dark channel characteristic, visibility characteristic and image entropy feature. Then, the image classifier is constructed. Through the comparison and the improvement of three classifiers including BP, SVM and ELM, we can derive that the optimal classifier is the improved ELM image classifier. The sample rate of the 300 tested sets is 98%, and the accuracy rate of the 150 training sets can reach 98.67%. The final step is system function display based on the MATLAB GUI. The first function is the three kinds of classifiers' classification towards image air quality, and the second function is to determine the air quality level of every arbitrarily imputed images. Experiments show that this design has the advantages of low cost, high resolution and wide application range, and it will be a good supplement to the existing air quality inspection technology.

Key words：Visual features　Air quality classification　Image classification　Dark channels　Neural network algorithm

目录

第1章　绪论

1.1　空气质量监测的背景及意义

近两三年来，全国多地雾霾天气多发，空气质量指数、PM2.5等专业名词迅速成为民众谈论的热点，雾霾天气更是成为许多城市的常客。人们在出行的时候不得不戴上厚厚的口罩，就是为了抵挡雾霾的侵袭。因为，雾霾会导致人很多疾病，包括一些呼吸系统的疾病和其他过敏性的疾病。而且，雾霾还会导致其他一些社会活动开展的受阻，比如影响人们的出行，影响公共交通，影响飞机航班的正常起降等。

本设计提出一项针对视觉特征的空气质量研究计划，旨在开发相应的算法，从大量的图像数据中估计大尺度城市区域中的空气质量。相对于现有的城市空气质量监测方法，本设计提出的方法有着许多优势，有望成为现有空气质量监测方法的一种重要补充。而且，目前许多城市已经布设大量的摄像头，随着平安城市、智慧城市的进一步推广，遍布全城的摄像头网络已日益成为现实。这些摄像头不仅记录了人们每天的生活，同时也记录了城市生态环境的改变。有数据表明，大数据时代数据量最大的数据即是由全球数十亿用户拍摄的各类视频、图像数据。这些图像数据给环保人士提供了前所未有的强大工具，用以记录、改善我们生存的环境。

1.2　国内外研究现状

过去十几年间，机器视觉领域已经出现了一系列恶劣天气下的视觉研究，如图像去雾，夜间能见度检测，雨雪天气检测，大气湍流检测等，这些研究在一定程度反映了拍摄时的天气状况。事实上，这些气象状况或视觉特征的出现，与对应的空气质量息息相关。如果我们深入研究两者之间的关系，有望从视觉特征推导出对应的空气质量等级。

1.2.1　国外基于图像视觉特征领域研究现状

在这些图像视觉特征的研究当中，对于图像去雾的研究是一个热点性的问题。最早的是由Tan[1]等研究人员提出的方法，从图像对比度方面入手，提出可以复原对比度来实现去雾。在这一方法的基础上, Fattal[2]等研究人员提出了一个基于统计学的算法，估计出场景的透射率，并得到场景图像的透射率图，但这个方法对于厚度较大的带雾图像却

无能为力。

微软亚洲研究院的何凯明博士提出了一种基于暗通道原理的算法[3]。这种算法较之前两者能保证在浓雾条件下也能迅速复原得到无雾图像，这是一个基于统计规律的算法，关于暗通道原理将在后面的3.1小节中进行详细介绍。

1.2.2 国内利用图像质量评价空气质量的新进展

国内研究方面，中科院自动化研究所模式识别国家重点实验室的刘皓挺、李凡、徐凤刚、卢汉清提出的利用图像质量评估空气质量的新方法[4]。他们提出图像的质量能反映拍摄地点的差异。其次，提出了三个评价图像的指标——图像的对比度、信噪比和图像的清晰度。对场景的序列图像依次计算这三个特征参数。然后，使用 Gompertz 增长类型[5] 和 DFA[6]的模式进行计算，以此来评价空气质量的等级。文中，大量实验数据都证明了此方法的可行性。

另外，西安工业大学的吴劫夫、雷志勇、刘星、李滚等人提出了一项利用图像特征评价雾霾等级的新方法[7]。他们提出从图像特征角度上来说，图像的可见度[8]，暗通道强度[9]和图像的对比度[10]可以用来区分场景图像的空气质量。图像的可见度的求法是用图像的可见边缘信息除以图像所有的边缘信息。图像对比度的计算是由 OSTU 算法[11]计算方差的统计值得到的。通过对以上数据特征的提取，训练好相应的分类器，可对图像空气质量的等级进行判断。

最近，昆明理工大学的鹿丽鹏、王彬、刘辉、王小俊等人针对传统的雾霾污染等级检测方法中实时性较差和以点带面等缺点提出了一种新的雾霾污染等级评价方法[12]。利用人眼能够对雾霾污染图像进行辨识的特点，通过分层处理将图像置于 RGB 空间下，对每个颜色通道的图像进行灰度差分处理，合成得到经过差分处理后的图像。最后，对差分处理后的图像计算其熵值，这些熵值将被用作数据特征来对图像的空气质量进行分类。

1.3 论文结构及主要内容

本文是基于视觉特征的空气质量分级系统设计，首先我们得要收集带带有空气质量指数的不同场景的图像。其次，选择并提取能表征空气质量的数据特征。然后，结合相关分类算法建立关于空气质量三分类的分类器。最后，在 Matlab 平台下利用 GUI 的形式完成我们基于视觉特征的空气质量分级系统的功能集成展示。

本文分为6个章节，每个章节的主要内容如下：

第1章绪论部分主要介绍了空气质量监测的背景及意义以及与本课题相关的从图像视觉特征角度评价空气质量的研究现状。在现有条件下，人们对空气质量的测量只能通过建立空气质量监测站，并通过外插局部点的量测从而获得较大区域的估计。但是，这种方法的维护成本高，而且时空分辨率上难以满足人们的要求。为此，本文尝试利用视觉特征提取和神经网络分类的方法，实现对空气质量的自动判别和分类。

第2章的主要内容是介绍关于空气质量的图像库的建立过程。首先，我们从研究北京空气质量视觉日志的"一目了然"团队获得带有空气质量指数（AQI）的原始场景图像，并按照场景类型建立原始场景图像库。最后按照 AQI 值0-50为优，51-100为良，101及以上为差的方式建立起北京电视台和国贸三期的训练库和测试库。本章建立的场景图像库，是后面第3章基于视觉特征的数据提取工作的基础。

第3章主要讨论从图像库里面提取相关视觉特征的问题。这里，结合场景图像具体情况选取了典型区域的暗原值、场景图像的能见度以及经灰度差分统计法处理后求得的图像熵值这三个特征。本章将具体阐述之所以要选取这些数据特征的原因以及怎样提取这些数据特征的方法。

第4章主要内容图像分类器的设计，即完成关于场景图像空气质量优、良、差三个等级的分类。这里分别介绍了 BP（误差反向传播）、SVM（支持向量机）、ELM（极限学习机）这三种图像分类算法及其分类器的构建流程。最后，我们对三种分类算法的分类性能进行比较和评价，并通过加入前后区域暗原比值这一项数据特征对图像中的雾和霾进行区分，实现了对图像分类器的改进，明显提升了各分类器的分类准确率。

第5章主要是介绍了一个在 Matlab 平台下集成了前面研究内容的图形用户界面程序，即我们的基于视觉特征的空气质量分级系统。主要功能有两个，功能一是三种分类器在不同输入参数下的分类，用户可任意选择输入参数，系统将自动按照输入参数进行训练和测试，并计算得到分类准确率；功能二为单幅图像识别空气质量，分类器选用的是分类效果最好的改进后的 ELM 图像分类器。从实验结果上来看，本系统分类准确率高、效率好，可推广性强。

第6章是对本次基于视觉特征的空气质量分级系统的毕业设计完成情况的一个总结，

通过仿真实验，发现本设计得出的初步结果是令人欣喜的，但仍存在一些算法方面的不足。如在典型区域暗原值计算区域的选取方面，应该将手动寻找改为 ROI 自动提取等。

第2章　空气质量场景图像库的建立

本章完成的一个原始图像数据收集的工作，即建立一个带有空气质量等级的场景图像库，包括原始场景图像库和以原始图库为基础建立起来的训练测试库。下面将具体介绍其建立过程。

2.1　原始场景图像库的建立

本设计建立起来的原始图像库包括6个不同地点的场景图库：北京 CBD 某公路、北京电视台、国贸三期、国贸三期近景、烟囱和郑州。每个地点的原始场景图库下面又按照每幅图像已测量出的空气质量指数（AQI）的数值分为6个空气质量等级[13]。下面，具体介绍其构建过程：

（1）获取原始带有 AQI 数值的图像：目前，本设计的原始场景图像是从研究北京市空气质量的视觉日记的团队“一目了然”那里获得的。自2013年1月27日起，这个活动的发起人，北京市民邹毅开启了他的《一目了然天天晨报》之旅：每天坚持在同一时间、同一地点、同一角度，用镜头对准北京电视台拍摄一张照片制成北京视觉空气日志，并分享到微博和微信朋友圈。其部分成果如图2-1所示：

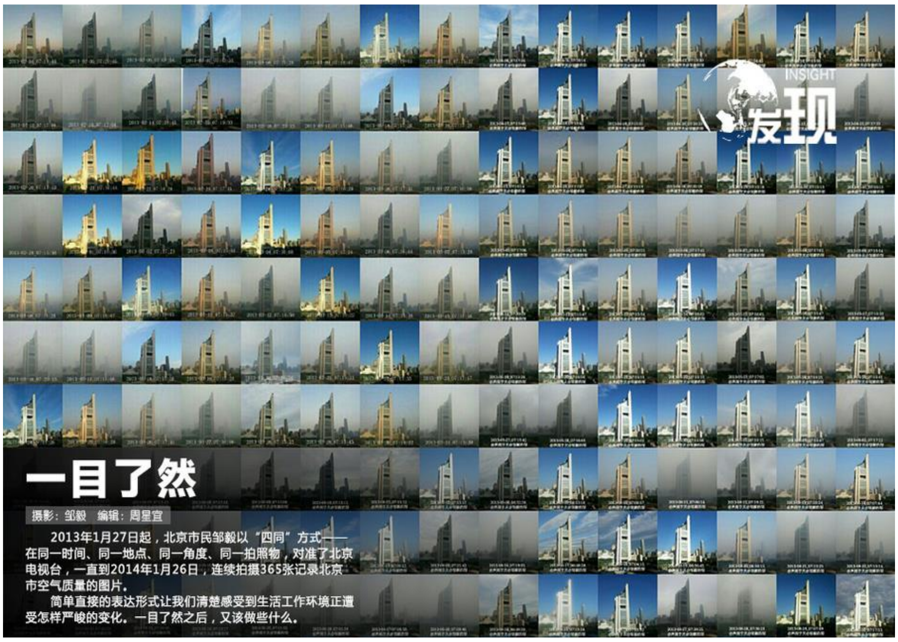
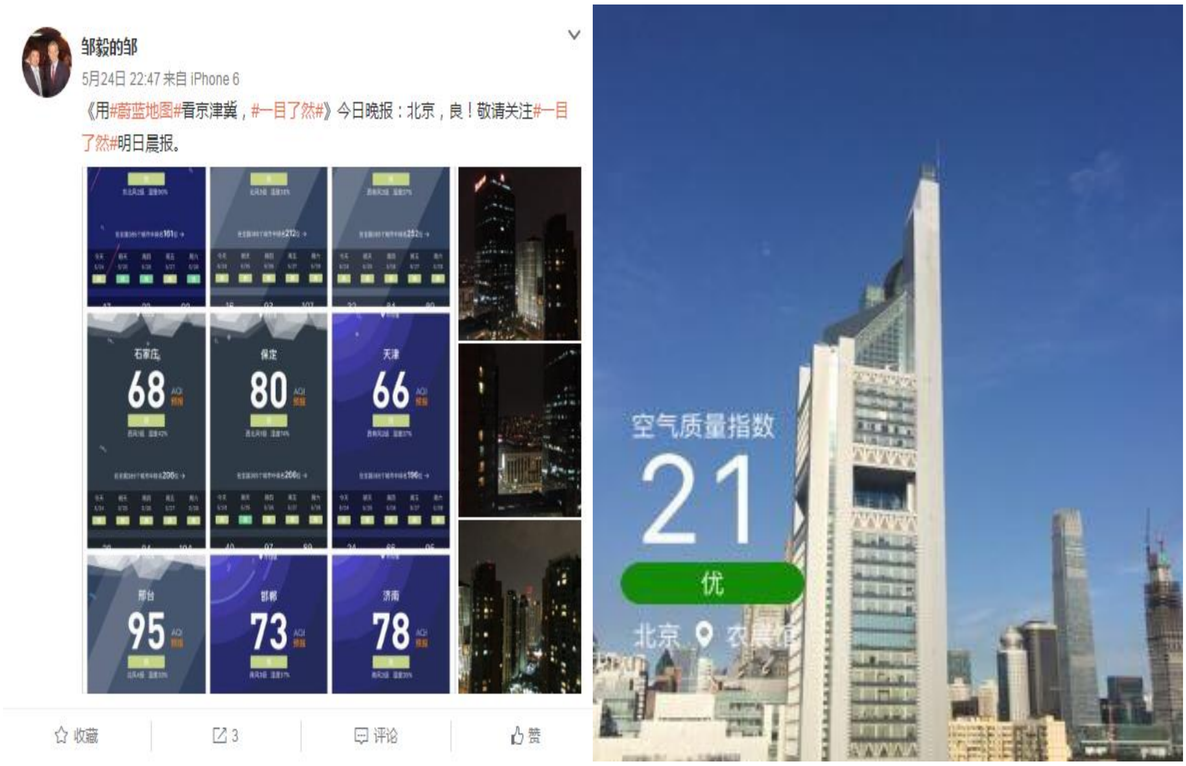


图2-1　一目了然——北京电视台空气质量视觉日记

因此，我们所做的工作第一步是从邹毅的微博上摘取那些带有 AQI 数值的场景图像，并按照场景图像名和 AQI 数值进行保存。如图2-2所示：



(a) (b)

图2-2 带有 AQI 数值的原始场景图像：(a)邹毅微博与“一目了然”；(b)从邹毅微博上截取下来的一张场景图像

（2）将截取下来的图像按场景名称进行保存：在这一步中，我们将微博上出现的图像数量多的场景建立起文件夹，按照场景名称命名文件夹，将对应场景的图像下载保存到对应的文件夹中。如图2-3所示：

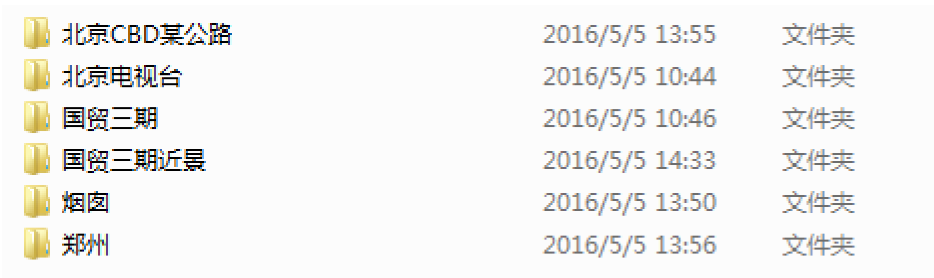


图2-3 原始场景图像数据库包含6个不同场景

（3）按照 AQI 数值对每个场景的图像空气质量等级分类：这里以北京电视台原始图像库为例，按照图像 AQI 数值的大小，我们可以将每一个场景的图像分成以下6类：0-50为优，51-100为良，101-150为轻度污染，151-200为中度污染，201-300为重度污染，

大于300为严重污染，并将相应的空气质量的图像放在相应的文件夹中，如图2-4所示：

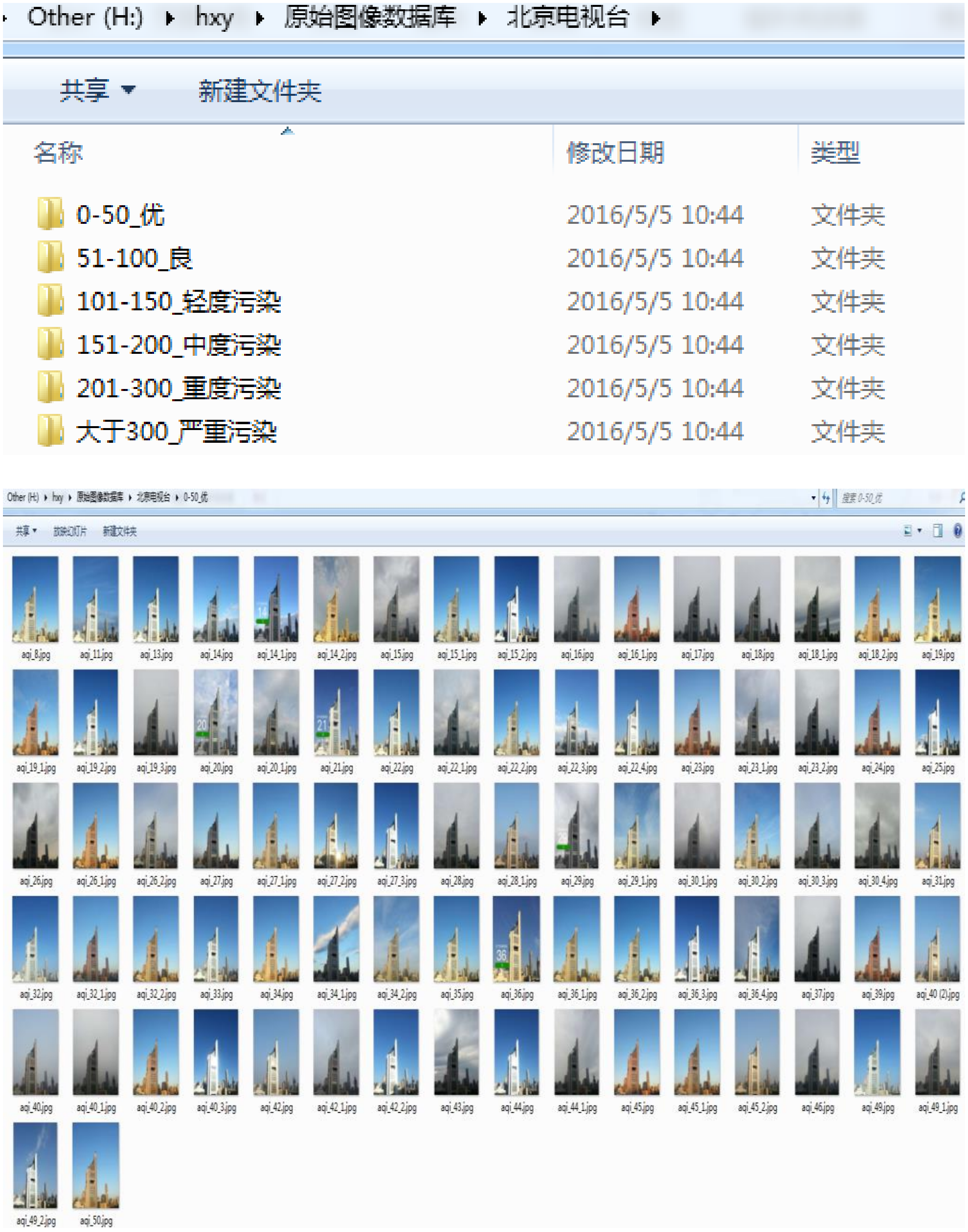


图2-4 北京电视台原始图像数据库

至此，原始图像数据库建立完毕。

2.2 训练测试库的建立

本设计只建立了北京电视台和国贸三期这两个场景的训练测试库，这是因为其余的4个原始图像数据库的样本数量不够，但这并不意味着上一步这4个场景的图像数据收集工作就毫无意义，我们可以将其用作后面的软件测试部分所用，来验证我们本次空气质量分级系统设计的可推广性。

下面以北京电视台图库为例，介绍如何从原始图像库中选取场景图像建立我们自己的训练测试库，其构建过程如图2-5所示：

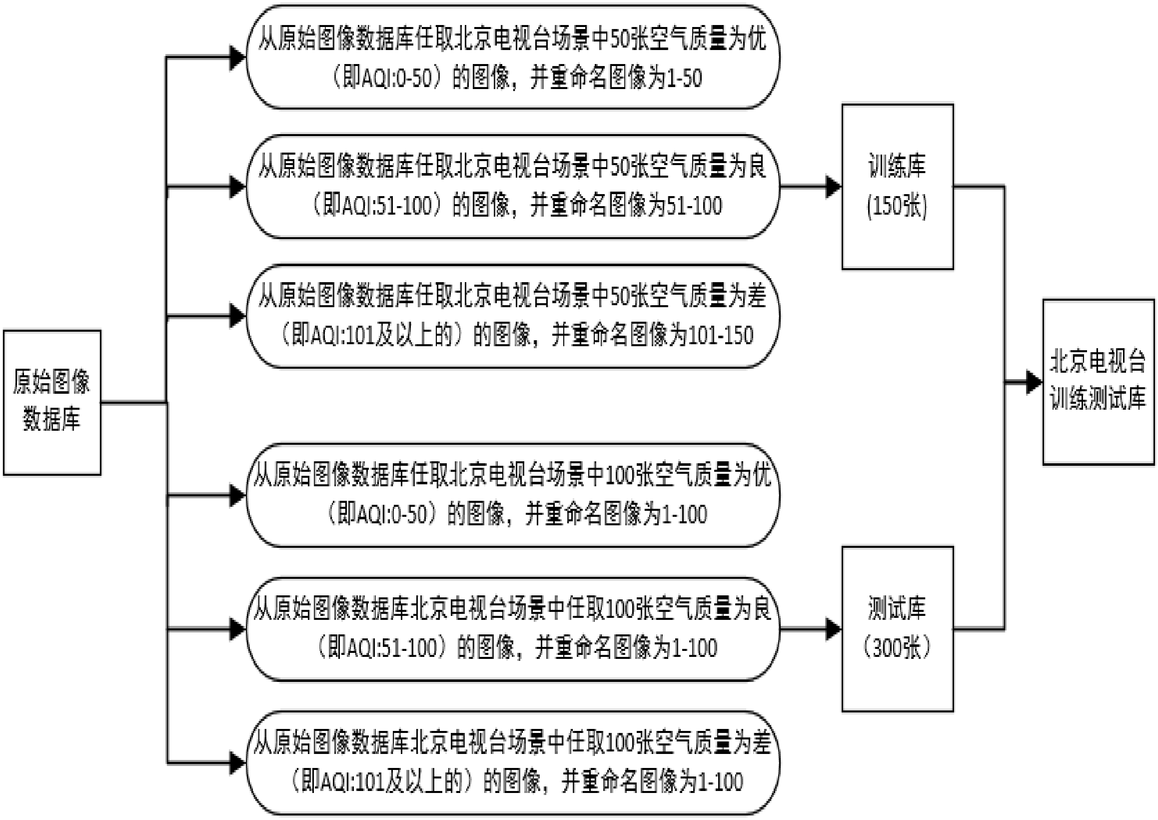


图2-5 北京电视台图像训练测试库的构建过程

按照上面这个步骤，我们建立训练测试库如图2-6和2-7所示：

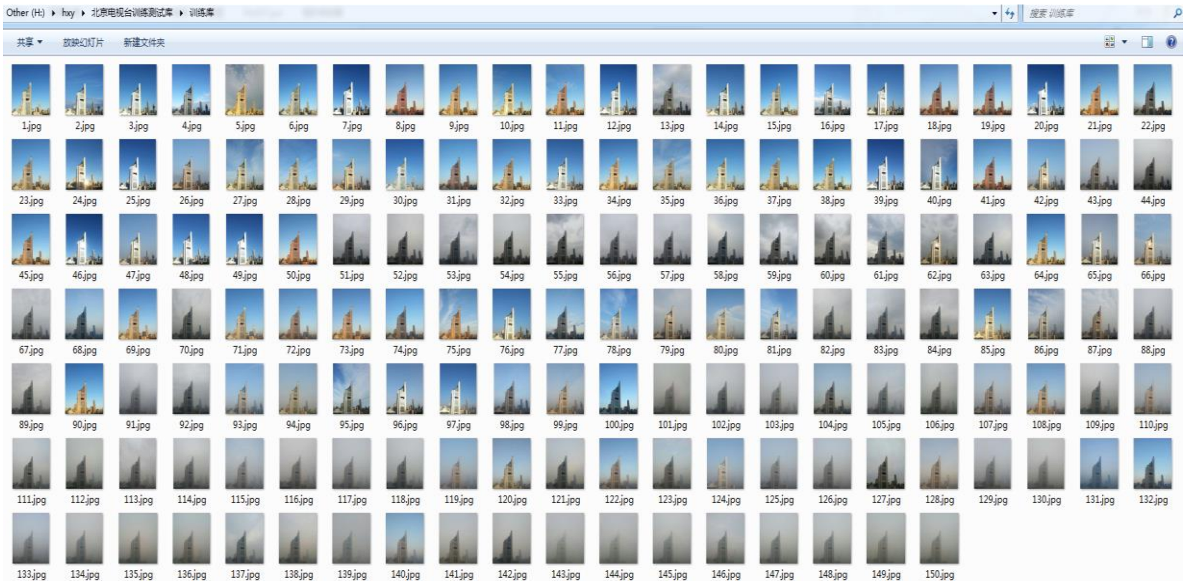
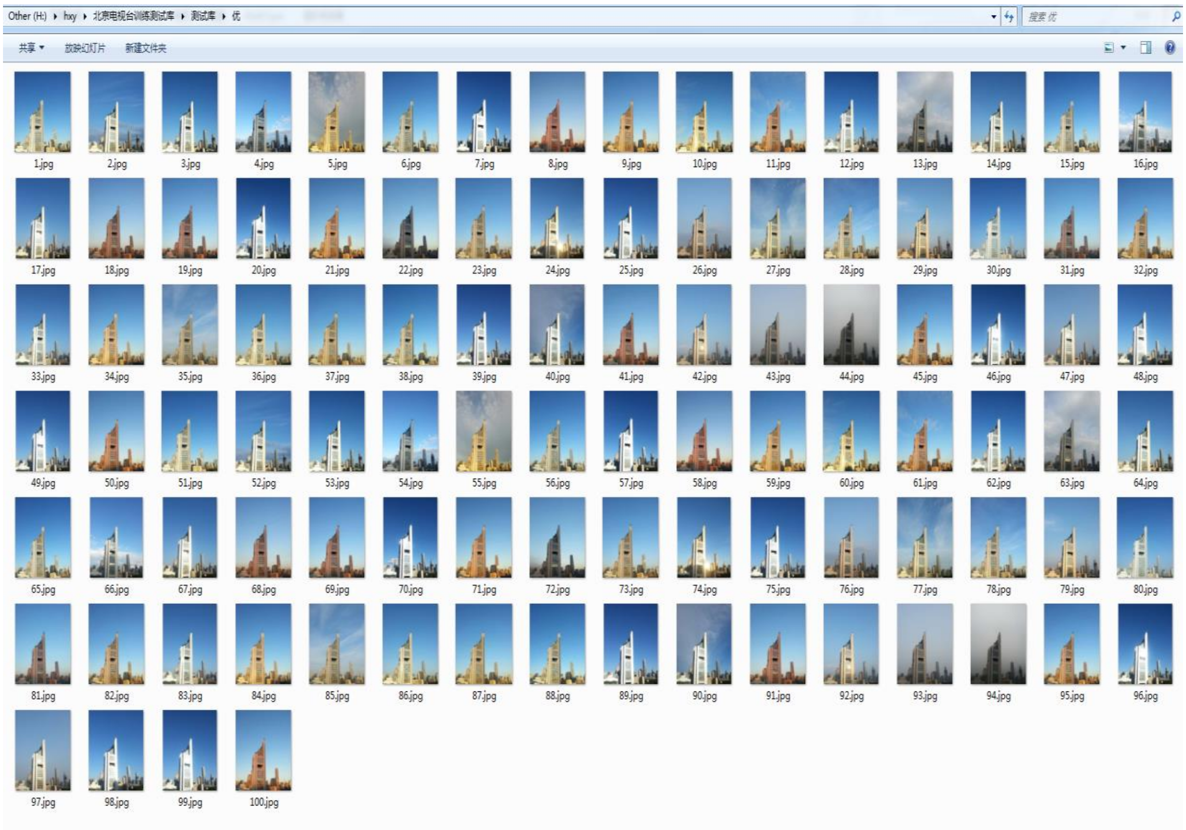
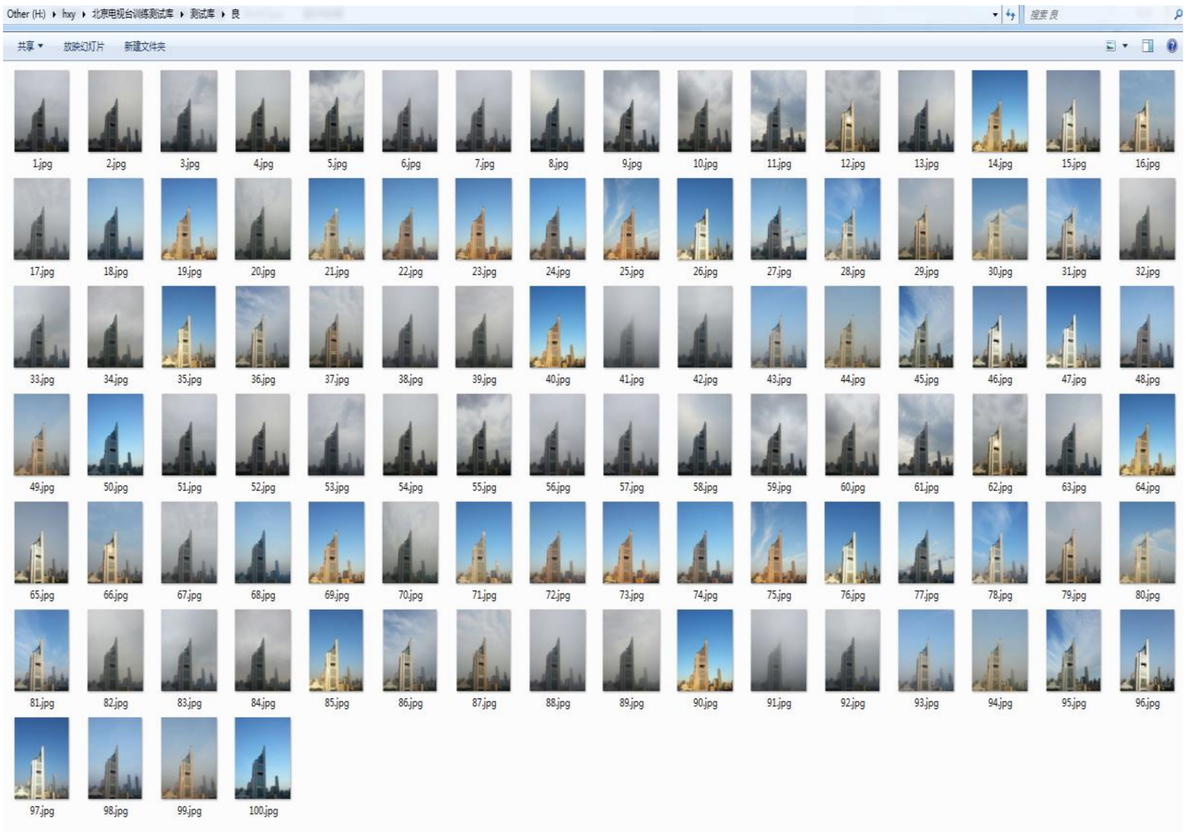


图2-6 北京电视台训练库


Other (H:) ▸ hxy ▸ 北京电视台训练测试库 ▸ 测试库 ▸ 优
共享 ▾ 放映幻灯片 新建文件夹


Other (H:) ▸ hxy ▸ 北京电视台训练测试库 ▸ 测试库 ▸ 良
共享 ▾ 放映幻灯片 新建文件夹

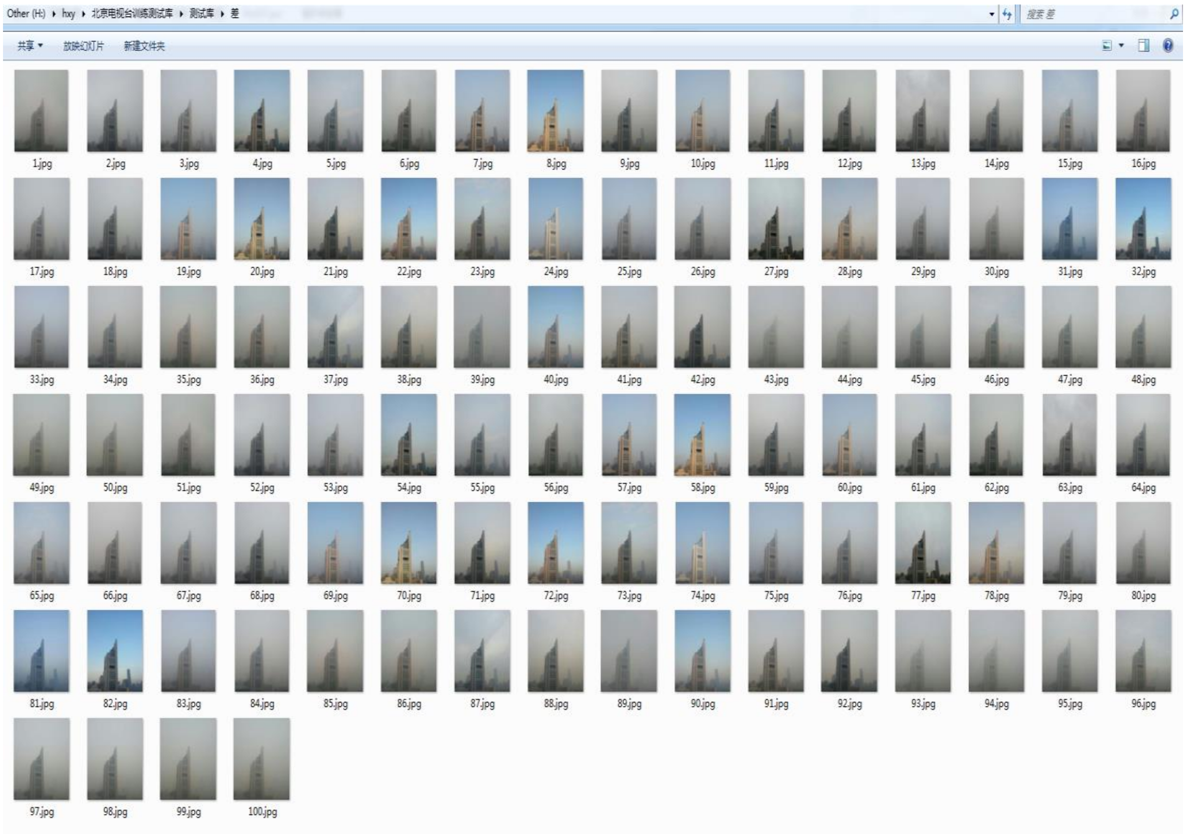


图2-7 北京电视台测试库

2.3 本章小结

首先，我们从“一目了然”团队获得大量带有空气质量指数（AQI）的原始场景图像，以此为基础建立原始场景图像数据库，总共包括6个基本场景。最后按照 AQI 值0-50为优，51-100为良，101及以上为差的方法建立起北京电视台和国贸三期的训练测试库，每个场景图库的训练库共150张（空气质量优、良、差各50张），测试库共300张（空气质量优、良、差各100张）。本章建立起的场景图像库，是接下来第3章基于视觉特征的数据提取工作的基础。

第3章　空气质量视觉特征的提取

上一章我们已经建立起了北京电视台和国贸三期这两个场景的训练测试库，本章主要研究如何选择和提取最优表征空气质量的数据特征。这里，结合场景图像具体情况选取了典型区域的暗原值、场景图像的能见度以及经灰度差分统计法处理后求得的图像熵值这三个特征。下面将具体阐述为什么要选取这些数据特征的原因以及怎样提取这些数据特征的方法。

3.1　典型区域的暗原值

3.1.1　暗原色先验原理

首先，在求暗原值之前，先介绍一条经典的先验规律——暗原色先验。暗原色先验是微软亚洲研究院的何凯明博士总结出的一条经验性的先验规律[3]，其核心是：在绝大多数无雾图像的局部范围的区域内，总是存在某个像素点的某个颜色通道的强度值很低，甚至可以近似于零。

按照定义，其计算公式如下所示：

$$J^{dark}(x) = \min_{c\in\{r,g,b\}}(\min_{y\in\Omega(x)}(J^c(y))) \tag{3-1}$$

式中，$\Omega(x)$ 是以像素点 x 为中心的一块正方形的区域，而 J^c 则代表图像 J 的 RGB 空间里的某一个颜色通道，J^{dark} 就是我们待求的暗原色值。

暗原色先验原理表明：在图像受雾霾干扰的局部区域里，图像的亮度会变得比原来更大，透射率会变小，暗原色强度变大，而无雾图像的暗原值则近似于0。因此，我们可以选取暗原色的值作为我们第一个待提取的视觉特征。

3.1.2　三个典型区域的暗原值的计算

那么，根据场景图像库北京电视台图库和国贸三期图库的特点，本文手动选取了如图3-1所示的3个典型区域的暗原值进行计算，分别是图像中的最大区域、前楼区域和后楼区域，图中标红框的区域为暗原值计算区域：

(a) (b)

图3-1　3个典型区域的暗原值

每个典型区域的暗原色值的求解步骤如下：

（1）第一步是手动选取好典型区域暗原色的位置，如上图3-1所示；

（2）第二步求每个区域所有像素中 R、G、B 颜色通道中的最小值，这样每个像素点将只保留一个颜色通道的强度值，这样得到的图像变成了一幅灰度图像；

（3）第三步再对这幅灰度图进行最小值滤波[14]。滤波的半径由窗口大小决定，一般有 WindowSize = 2 * Radius + 1。本设计窗口大小取7，则滤波半径为3。这里所得到的最小值滤波的结果就是所求区域的暗原色值。每一个画红色框的区域由一个暗原色数值来表示，那么一幅图像就将拥有3个特征值。如下图3-2为以北京电视台图库为例，不同空气质量等级的图像3个典型区域的暗原值的计算结果：

(0.0116,0.0188,0.0563) (0.0275,0.0329,0.0706) (0.0321,0.0493,0.1190) (0.0588,0.0669,0.1328）

(a)空气质量：优

(0.1300,0.0980,0.1274) (0.1473,0.1154,0.1684) (0.1520,0.1176,0.3524) (0.1836,0.1294,0.3025）

(b)空气质量：良

(0.2100,0.2176,0.4150) (0.3061,0.3457,0.4845) (0.4551,0.4301,0.5260) (0.4847,0.4798,0.5475）

(c)空气质量：差

图3-2　北京电视台图库典型区域暗原值计算结果

按照这样算法，我们可以计算所有训练和测试库图像的暗原值的特征数据，并保存为.mat 文件。

3.2　场景图像的能见度

3.2.1　场景图像能见度的定义

场景图像的能见度是目标物固有亮度对比衰减到5%时的距离，这里的定义指出能见度是一种距离。当出现沙尘、扬尘或风暴天气时，天气状况恶劣，空气中的颗粒物多，能见度差；反之则天气状况良好，空气中杂质少，能见度好。具体能见度和空气质量关系如表3-1所示[15]：

表3-1 能见度与天气状况之间的关系

序号	能见度（km）	天气状况
1	20-30	能见度极好、视野清晰
2	15-25	能见度好、视野较清晰
3	10-20	能见度一般
4	5-15	能见度较差、视野不清晰
5	1-10	轻雾霾、能见度差、视野不清晰
6	0.3-1	大雾霾、能见度很差
7	小于0.3	重雾霾、能见度极差
8	小于0.1	浓雾霾、能见度极差

从上表可以看出，基本上遵循这样一个规律：能见度越小，雾霾越重，空气质量越差，反之能见度越大，则代表空气质量越好。那么，我们就可以选取场景图像的能见度作为我们另一个待提取的视觉特征。

3.2.2 任意场景图像能见度的计算

目前测量能见度可以直接使用目测的方法，当然也可以使用相关的能见度观测设备进行更为精确的量测。而基于图像处理的角度计算能见度的研究，目前有：基于图像边缘的能见度计算方法[16]和基于图像理解的能见度测量方法[17]。第一种方法主要内容是利用图像的一系列内在特征，如图像的梯度特征、亮度特征和图像对比度特征等，并按照地面实时上传的标志物数据库中的数据进行计算，从而可以得出场景图像的能见度。第二种方法先提取图像感兴趣的区域（即 ROI 处理），然后提取其对比度的特征。最后，利用 SVM 建立起能见度数值与对比度数值之间的关系，最终可达到输入图像自动提取训练参数求取图像能见度的效果。

第一种方法在本设计中由于缺少实时上传的地面标志物的数据库而，故舍弃。第二种方法由于在使用支持向量机训练图像特征时本身就要将已知的能见度作为训练标签，与我们要将能见度作为未知的待测量的目的不符，也只能舍弃。因此，本设计提出了一种新的能见度计算方法，即结合场景拍摄信息和暗原色去雾技术求解任意场景图像的能见度。下面结合一系列公式推导，介绍这种算法的求解步骤。

按照世界气象组织对能见度的定义，能见度为目标物固有亮度对比衰减到5%时的距离，则根据公式（3-2）[18]可推导出能见度计算公式（3-3）：

$$I = I_{\infty}\rho e^{-\beta d} + I_{\infty}(1-e^{-\beta d}) \tag{3-2}$$

$$V \approx \frac{3}{\beta} \tag{3-3}$$

式中，ρ 为场景反照率，I_{∞} 为大气光强度，β 为距离为 d 处的消光系数，I 为在相机处观察到的图像亮度。由公式（3-3）可知，已知大气消光系数可直接计算能见度数值。通过拍摄任意空气质量下的场景图像，我们可以很容易获得场景拍摄信息（拍摄地点、时间以及拍摄日期），并依据公式得到太阳的位置信息[19]。

$$t = t_s + 0.170\sin\left(\frac{4\pi(J-80)}{373}\right) - 0.129\sin\left(\frac{2\pi(J-8)}{355}\right) + \frac{12(SM-L)}{\pi} \tag{3-4}$$

$$\delta = 0.4093\sin\left(\frac{2\pi(J-81)}{368}\right) \tag{3-5}$$

$$\theta_s = \frac{\pi}{2} - \arcsin\left(\sin l \sin\delta - \cos l \cos\delta \cos\frac{\pi t}{12}\right) \tag{3-6}$$

$$m = \frac{1}{\cos\theta_s + 0.15*\left(93.885 - \theta_s\frac{180}{\pi}\right)^{-1.253}} \tag{3-7}$$

式中，t_s 为十进制标准时间，J 为儒略日期[20]，L 和 l 分别为拍摄场景的经纬度，SM 为标准子午线时区弧度。计算得到的 t、δ 及 θ_s 分别为十进制太阳时、弧度制太阳赤纬以及太阳天顶角，将其代入公式（3-7）得该时刻的相对光学质量 m。相对光学质量是来自天体的光线穿过大气层到达海平面的路径长度除以整层大气的垂直距离。利用相对光学质量 m 可直接计算大气气溶胶光学厚度 $\tau_{\alpha,\lambda}$，见公式（3-8）[21]，其用于描述气溶胶对光的衰减作用。

$$\tau_{\alpha,\lambda} = e^{-T_{\beta}\lambda^{-\alpha m}} \tag{3-8}$$

其中，α 为波长指数，平均情况下取1.3。λ 为波长，单位为 μm。由于人眼最敏感的波长为0.55 μm，故此 λ 为0.55，T_{β} 为埃斯屈朗浑浊度[22]。其与大气浑浊度的关系近

似如公式（3-9）：

$$T_\beta = 0.04608T - 0.04586 \tag{3-9}$$

其中，大气浑浊度的计算公式为（3-10）[23]：

$$T = \left(t_m + t_h\right) / t_m \tag{3-10}$$

t_m是垂直方向大气分子视觉厚度，t_h是垂直方向雾霾颗粒视觉厚度。对于无污染空气质量天气，雾霾颗粒可忽略不计，则垂直方向雾霾颗粒视觉厚度约为0，参考公式（3-10）得 T 约为1。将 T 代入公式（3-9）得无污染空气质量下$T_\beta = 0.00022$。将T_β入公式（3-8），可求得$\tau_{\alpha,\lambda}$。又τ_a可用公式（3-11）表示：

$$\tau_a = \int_{z_1}^{z_2} k\left(z\right) dz \tag{3-11}$$

$k\left(z\right)$为气溶胶消光系数。由于无污染空气质量下大气消光系数在近地面距离内近似为常数，因此公式（3-12）可表示为：

$$\tau_a = k\Delta_z \tag{3-12}$$

其中，Δ_z为近地面距离，一般为5km。将公式（3-7）中的$\tau_{\alpha,\lambda}$带入公式（3-11）可得到k。由于大气消光系数为地表瑞利散射消光系数（0.55μm处）与地表气溶胶消光系数之和且地表瑞利散射消光系数值为0.01159[24]，故可得到无污染空气质量下的大气消光系数β_0。通过获取任意场景拍摄信息可以计算该场景无污染空气质量下的大气消光系数β_0。但有污染空气质量下大气消光系数仅依靠拍摄信息无法直接估计。因此，我们将引入任意大气透射率，结合β_0估计任意场景的大气消光系数β。在本设计中，我们利用图像去雾技术中的暗原色先验算法计算大气透射率：（1）估计任意图像的大气透射率 t 并得到其无雾图像；（2）估计该无雾图像的大气透射率t_0。由于透射率$t = e^{-\beta d}$，得：

$$\beta d = -\ln\left(t\right) \tag{3-13}$$

则依据公式（3-13）可得任意空气质量大气消光系数：

$$\beta = \frac{\ln(t)}{\ln(t_0)}\beta_0 \tag{3-14}$$

将计算得到的β带入公式（3-3）即可求得当前场景对应空气质量的能见度值。如下图3-3为以北京电视台图库为例，不同空气质量等级的图像能见度的计算结果：

V = 26.5693km　V = 24.2113km　V = 22.7992km　V = 21.1302km

(a)空气质量：优

V = 15.3601km　V = 13.3802km　V = 12.1009km　V = 11.8122km

(b)空气质量：良

V = 2.5666km　V = 1.8690km　V = 1.5318km　V = 1.2768km

(c)空气质量：差

图3-3 北京电视台图库能见度计算结果

按照上述求解能见度的算法，我们可以计算所有训练和测试库图像的能见度的特征数据，并保存为.mat 文件。

3.3 场景图像的熵值

3.3.1 图像灰度差分统计原理

用于描述纹理图像各像素点及其邻近像素点之间的灰度变化情况，并通过将图像中相近点的像素值近似处理，从而达到去除干扰像素点的效果，这就是灰度差分统计算法的基本原理[25][26]。用公式表示如下：

$$g(\Delta(x,y)) = g(x,y) - g(x+\Delta x, y+\Delta y) \quad (3\text{-}15)$$

式中，g 为灰度差分。由上面的式子我们可以计算出 $g(x,y)$ 的灰度统计直方图。经过灰度差分处理后，得到的场景图像有这样的一个特点：

（1）空气质量为优的图像，保留下来的有效信息多，图像基本保留了原来的轮廓；

（2）而空气质量较差的图像，由于图像本身就模糊，一些建筑物和周边的景物都无法识别清楚，当将其用灰度差分算法处理后，相似的部分被代替为黑色区域，保留下来的有效信息较少。

所以，根据灰度差分后得到的图像特点，我们可以对经过灰度差分处理后的图像求其熵值。因为图像熵值可以表示图像具体包含有效信息的多少，也可以表征图像边缘轮廓的清晰程度，因此，就有这样一条规律：空气质量越差，经过灰度差分统计处理过后求得的图像保留下来的有效信息越少，其熵值就越小；反之则图像熵值越大。

因此，我们可以将这个数据特征作为一个衡量空气质量的分类因子。

3.3.2 任意场景图像熵值的计算

如图3-4所示，是本文求解图像熵值的算法示意图：

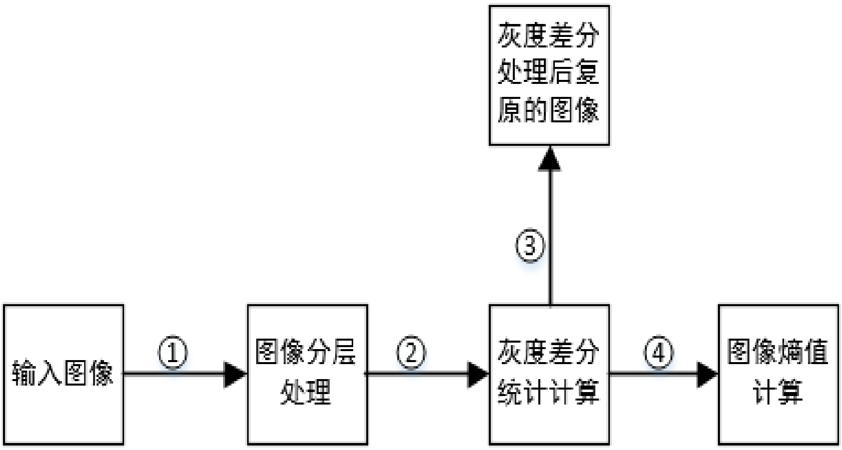


图3-4 灰度差分统计法求图像熵值算法示意图

如上图所示，算法共分为4个步骤：

步骤1：由于待处理图像为彩色图像，直接取图像的灰度图进行差分统计计算将会丢失图像的有效信息。所以，为了保留更多的彩色图像信息，首先将预处理图片分到 R、G、B 3个空间下，再进行下一步灰度差分的处理。

步骤2:，对每个通道的图像进行灰度差分计算，灰度差分即取所有灰度图像中的非边缘像素点作为一个5*5或者3*3的窗口的中心点 $f(i,j)$，如下图3-5所示，将方块四个顶点的灰度值做差值可得：

$$G_{11} = |g(5) - g(8)| \quad (3\text{-}16)$$

$$G_{22} = |g(6) - g(7)| \quad (3\text{-}17)$$

取差值的绝对值与某阈值 Y（本设计阈值 Y 取20）进行比较。当其小于阈值 Y 时，即：

$$G_{11} \,\&\&\, G_{22} < Y \quad (3\text{-}18)$$

则重新定义中心点 $f(i,j)$ 处灰度值为0，反之则保留该点灰度值不变。

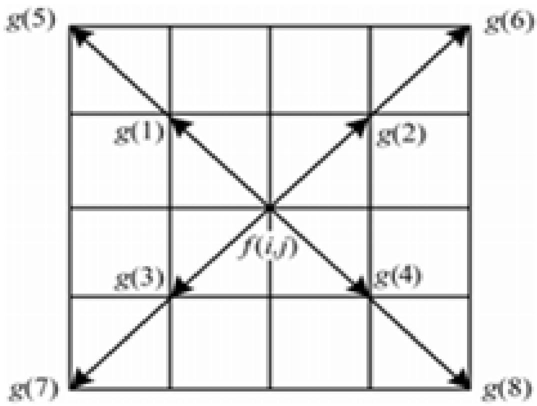


图3-5　灰度差分的5*5窗口

步骤3：将 R、G、B 3个颜色通道的灰度图经过灰度差分处理后的图像合成为一幅彩色图像，这一步可观察不同空气质量等级下的图像经过灰度差分处理后保留下来的轮廓完整程度的差别。

步骤4：图像熵值的计算，其具体计算公式如下式（3-19）[27]：

$$H = -\sum_{i=0}^{255} p(i) \lg p(i) \quad (3\text{-}19)$$

式中，H 表示图像熵值，P(i)表示灰度级为 i 的像素在全部像素点中所占的比例，lg 为自然对数，总共有256个灰度级。

下图3-6为以北京电视台图库为例，不同空气质量等级的图像熵值的计算结果：

H = 5.4003　H = 5.3626　H = 5.2638　H = 5.1626

(a)空气质量：优

H = 4.5514　H= 4.3788　H = 4.2499　H = 4.0081

(b)空气质量：良

H = 3.9864　H = 3.7743　H = 3.3788　H = 3.1008

(c)空气质量：差

图3-6　北京电视台图库不同空气质量下图像熵值的比较

按照上述灰度差分统计求解图像灰度值的算法，我们可以计算所有训练和测试库图像的熵值的特征数据，并保存为.mat 文件。

3.4　本章小结

本章主要介绍了关于空气质量的视觉特征的数据提取，数据特征包括典型区域的暗原值、场景图像的能见度以及经灰度差分统计法处理后求得的图像熵值。关于典型区域的暗原值，首先引出暗原色先验原理，从而揭示了暗原值的大小与图像雾霾厚度的关系，进而介绍了暗原值的具体的求解方法。关于场景图像的能见度，首先介绍了能见度的定义以及能见度与空气质量的关系，然后在现有的基于图像特征求解能见度的算法的基础上提出了一种全新的基于场景图像拍摄信息和暗原色去雾原理来求解图像能见度的算法。最后一个数据特征是图像经过灰度差分后求得的图像熵值，首先介绍灰度差分统计

的原理以及灰度差分统计对于不同空气质量下图像轮廓和有效信息的影响，然后给出了求解任意场景图像熵值的具体步骤。最后，从我们求出的不同空气质量等级下暗原值、能见度以及图像熵值的具体数值上来看，这些视觉特征具有明显的区分性，在下一步的图像三分类中将会达到很好的效果。

第4章　空气质量图像分类器的设计

上一章我们已经完成了图库的关于空气质量的视觉特征的提取，本章的目的是要建立一个基于机器学习的图像分类器去训练和测试这些数据特征，完成关于场景图像空气质量优、良、差三个等级的分类功能。本章将主要介绍BP（误差反向传播）、SVM（支持向量机）、ELM（极限学习机）这三种图像分类算法及其分类器的构建方法。最后，我们对三种图像分类器的分类性能进行比较和评价，并根据实际分类结果对分类器所选的数据特征项进行改进，从整体上提升分类准确率。

4.1　BP 神经网络图像分类器

4.1.1　BP 神经网络分类算法简介

BP 神经网络[28]即误差反向传播算法，可以逼近任意的连续函数。由于其网络结构中的中间层数、节点数和阈值等参数可调，因而具有很强的非线性映射能力。其结构如下图4-1所示：

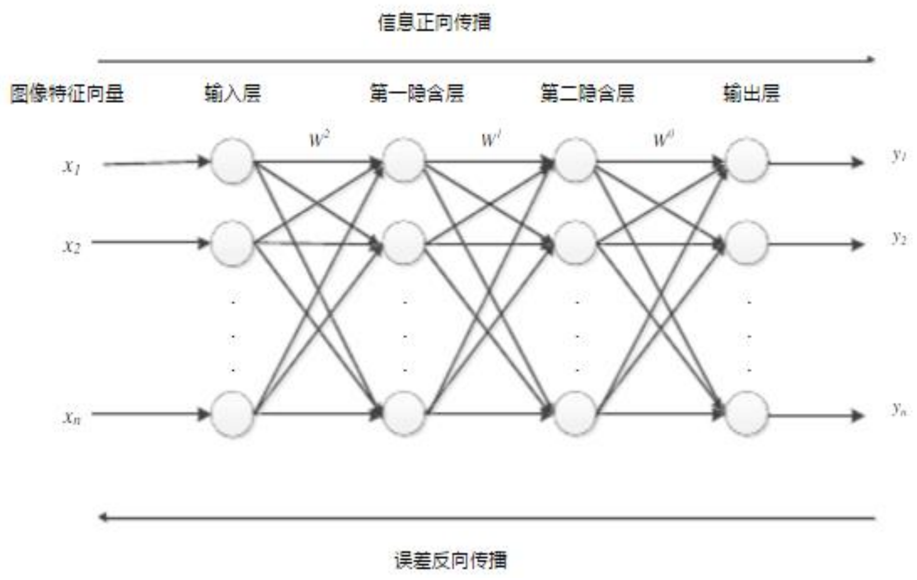


图4-1　BP 网络简单结构示意图

从算法上讲，BP 神经网络的特点在于利用实际输出与理想输出的差值作为一个误差反馈，通过不断调整和修正各层神经元之间的权值和阈值来减小这一个误差，直到使得理想输出与实际输出基本趋于一致，其学习过程有正向传播和反向传播两个过

程。

（1）正向传播过程是输入信息经输入层、隐含层传给输出层，在输出端产生输出信号。在这个传播过程中，由于神经元的连接权值是不变的，所以每层的神经元的状态只影响下一层的状态。

（2）反向传播过程是输出值与期望值进行比较，若两者之间的误差不满足精度要求时，则从输出层反向传递该误差，从而进行各层之间的权值以及阈值的调整，使得网络的实际输出与期望输出间的误差逐渐减小，直至满足精度要求。BP 神经网络的精髓就是将网络的实际输出与期望输出间的误差归结为各层之间权值和阈值调整的“过程”，最后通过反向传播的过程将误差分摊给各个神经元的权值以及阈值。

4.1.2 BP 神经网络图像分类器的设计

本设计的 BP 神经网络图像分类器选择在 Matlab 平台下实现，共分为8个步骤：

（1）读取训练数据和测试数据：由第3章我们已经求得的数据特征有：三个典型区域的暗原值、图像能见度以及利用灰度差分统计法求得的图像熵值。分别对训练测试库的图像提取这些数据特征并保存为.mat 文件：

训练数据 train_final.mat：

大小为150*6，训练库有150张图片共150行，前5列为特征数据，最后1列为代表空气质量等级的标签（1~50为1,51~100为2,101~150为3）。

测试数据 test_data_1、 test_data_2、 test_data_3：

大小为100*5，测试库每一个空气质量等级图像共100张所以为100行，共5列特征数据（3列暗原值特征，1列能见度特征，1列图像熵值特征）。

读取数据文件的方式只需要 load 这些数据文件的名称加后缀.mat 即可。

（2）训练集和测试集的归一化：数据归一化处理是一种数据预处理方式。这里直接用 Matlab 里面的 premnmx 函数对训练集进行归一化，用 tramnmx 对测试集进行归一化，具体调用方式如下所示：

$$[train1, \min p, \max p, label, \min t, \max t] = premnmx(glass\_train, train\_label); \quad (4\text{-}1)$$

式中，glass_train 为训练数据的前5列特征数据，train_label 为训练标签，train1为 glass_train 矩阵归一化的结果，minp、maxp 为 glass_train 矩阵每一行的最小值和最大值。

$$[test] = tramnmx(glass\_test, \min p, \max p); \tag{4-2}$$

式中，glass_test 为测试数据，test 为 glass_test 的归一化后的结果。

（3）创建 BP 神经网络：直接使用 newff 函数创建 BP 神经网络

$$net = netff(\min\max(train1),[10\ 1],\{'\tan sig'\ \ '\tan sig'\},'traingdx'); \tag{4-3}$$

式中，[10,1]表示第一、二层神经网络的节点数为10和1。‘tansig’表示这两层神经网络的激活函数都选用双曲正切 S 形函数，‘traingdx’表示梯度下降自适应学习率训练函数。

（4）设置训练参数：

神经网络训练的目标误差：

$$net.trainparam.goal = 0.001; \tag{4-4}$$

显示中间结果的周期：

$$net.trainparam.show = 50; \tag{4-5}$$

最大迭代次数：

$$net.trainparam.epochs = 5000; \tag{4-6}$$

学习率：

$$net.trainparam.lr = 0.01; \tag{4-7}$$

（5）开始训练：

$$net = train(net, train1, label); \tag{4-8}$$

（6）测试集和训练集的仿真：

$$TEST = sim(net, test); \tag{4-9}$$

$$Z = sim(net, train1); \tag{4-10}$$

（7）测试结果和训练结果的反归一化：

$$[y1] = postmnmx(TEST, \min t, \max t); \tag{4-11}$$

$$[z] = postmnmx(Z, \min t, \max t); \tag{4-12}$$

（8）测试集和训练集分类准确率统计：

将训练集和测试集反归一化的结果与其原先预设的标签进行比较，如果二者不相同则表示分类出现错误，如果二者相同则表示分类准确。利用这一点，我们就分别可以统计出 BP 分类器测试集和训练集的分类准确率。其算法流程图如下图4-2所示：

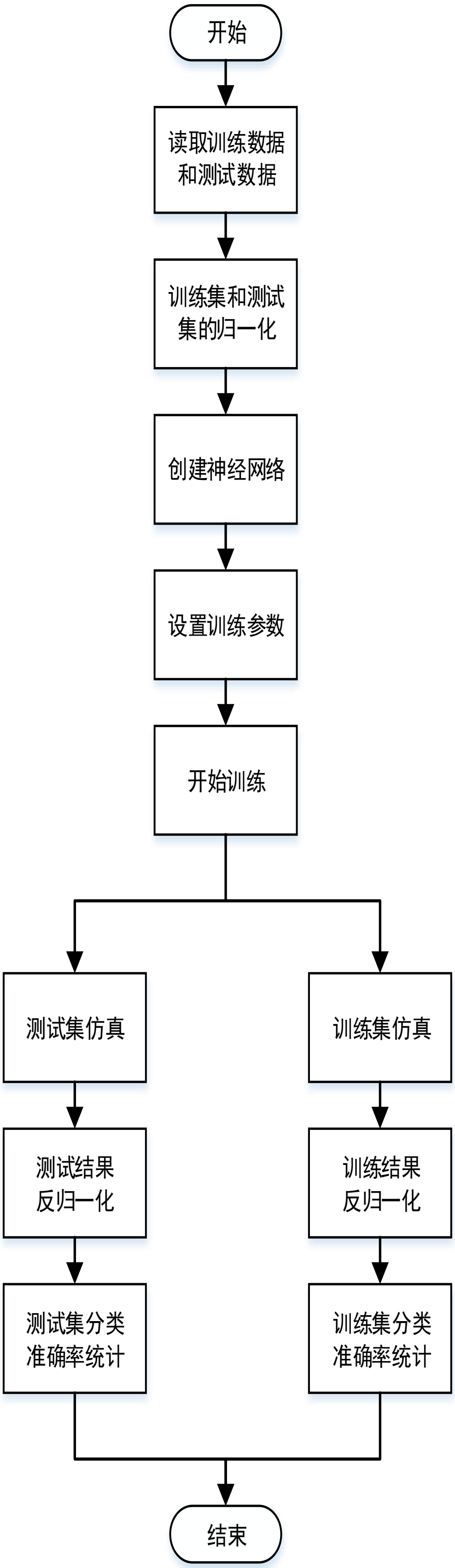


图4-2　BP 图像分类器构建流程图

4.2 支持向量机 SVM 图像分类器

4.2.1 SVM 分类算法简介

支持向量机(Support Vector Machine，SVM)是 Corinna Cortes 和 Vapnik 提出的[29]，是一种被广泛运用的有监督的学习模型。

SVM 是一个由分类超平面定义的分类器，也就是说给定一组带标签的训练样本，分类器训练完成保存好模型后，对于新输入的分类样本，算法将会输出一个最优超平面对新输入的测试样本进行分类。在本设计中，由于 Matlab 自带的 SVM 工具箱只能实现二分类，所以考虑使用 libsvm 软件包来实现我们对于场景图像空气质量的三分类，下一小节将对 libsvm 包的使用进行详说明。

4.2.2 SVM 图像分类器的设计

libsvm 是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等人开发设计出来的一个简单、容易操作和快速有效的 SVM 模式识别与分类回归的软件包[29]。不但提供了编译好的可在 Windows 操作系统的运行文件，还提供了多种其他操作系统和语言的源代码，方便其他操作系统的用户的使用；由于 libsvm 提供了很多的默认参数，所以当我们使用该软件包的时候需要自行调节的参数相对比较少，而且单单利用这些默认参数我们就可以解决很多问题。libsvm 还提供了交叉检验(Cross Validation)的功能。该软件可以解决 C-SVM、ν-SVM、ε-SVR 和 ν-SVR 等问题，包括基于一对一算法的多类模式识别算法方面的问题。

我们使用的 libsvm 工具箱进行三分类具体在 Matlab 下实现，共分为以下四个步骤：

（1）读取训练数据和测试数据；这一步和 BP 分类器的构建方法是一样的，load 相应训练、测试数据的.mat 文件即可。

（2）训练集和测试集的归一化；将特征数据的每一列归一化到[0,1]的区间里。这里采取的方法是取不在[0,1]区间里的每一列的数据里面的最大值，然后归一化的过程就是用该列的所有元素除以这个最大值。如下式所示：

$$\text{max\_i} = \text{max}(\text{train\_data}(:,i)); \tag{4-13}$$

$$\text{train\_data}(:,i) = \text{train\_data}(:,i)./\text{max\_i}; \tag{4-14}$$

（3）SVMtrain（训练建模）：直接使用 libsvm 软件包里的 *svmtrain* 函数，参数为

训练标签和训练数据，使用默认的设置：SVM 设置类型(默认0) – C-SVC；核函数设置类型(默认2) -- RBF 函数：exp(-r|u-v|^2)；以及其他的默认设置。函数实现为：

$$\mathrm{mod}\,el = svmtrain(train\_data\_label, train\_data); \tag{4-15}$$

（4）SVMpredict（使用已有的模型，进行预测）：上一个步骤以及获得了一个 model，这一步只需要带入需要预测的数据特征和标签即可，这一步可以求得测试集和训练集的分类准确率，其函数实现为：

$$[predicted\_label] = svmpredict(test\_data\_label, test\_data, \mathrm{model}, 'libsvm\_options'); \tag{4-16}$$

$$[predicted\_label] = svmpredict(train\_data\_label, train\_data, \mathrm{model}, 'libsvm\_options'); \tag{4-17}$$

其算法流程图如下图4-3所示：

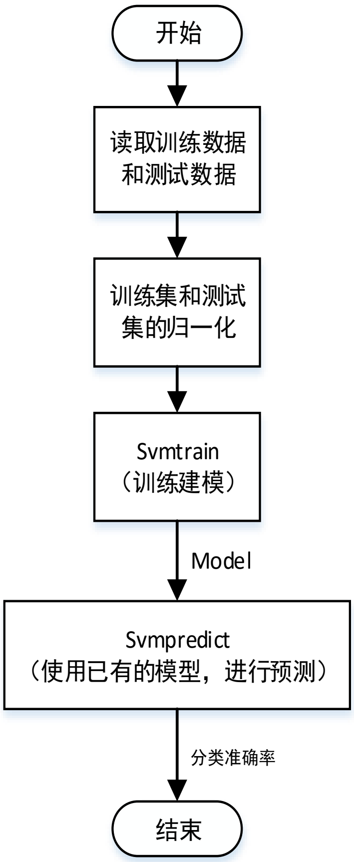


图4-3　SVM 图像分类器构建流程图

4.3　极限学习机 ELM 图像分类器

4.3.1　ELM 分类算法简介

极限学习机（extreme learning machine）ELM 是一种简单有效、易于使用的单隐层前馈神经网络 SLFNs 学习算法，于 2004 年由南洋理工大学的黄广斌副教授提出[31]。

ELM 算法将随机产生输入层与隐含层间的连接权值及隐含层神经元之间的阈值，且在训练过程中无需调整，只需要设置隐含层神经元的个数，便可以得到唯一的最优解。与传统的训练方法相比，该方法具有学习速度快、泛化性能好能得到全局最优解等优点。

算法的步骤可以分为：

（1）确定隐含层的神经元的个数，随机设定各项权值和阈值；

（2）选择激活函数包括‘sig’、‘sin’和‘hardlim’，计算隐含层的输出 H；

（3）计算输出层权值。

4.3.2 ELM 图像分类器的设计

ELM 图像分类器的构建流程与 BP 图像分类器的实现基本一致，只是在创建神经网络模型、训练和测试方面不一样。算法流程图如下图4-4所示：

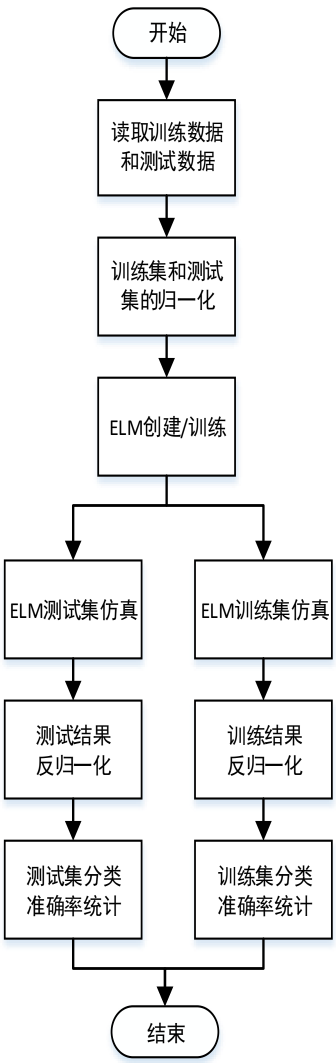


图4-4 ELM 图像分类器构建流程图

在此，只对 elmtrain 和 elmpredict 进行说明：

$$[IW,B,LW,TF,TYPE]=elmtrain(P\_train,T\_train,20,'sig',1); \tag{4-18}$$

$$T\_sim\_1=elmpredict(P\_train,IW,B,LW,TF,TYPE); \tag{4-19}$$

$$T\_sim\_2=elmpredict(P\_test,IW,B,LW,TF,TYPE); \tag{4-20}$$

上面的三个式子中：

B——bias，就是阈值；

TYPE——采取模式选择；

P_train——输入训练数据；

T_train——输入的训练标签；

P_test——输入的测试数据；

20s——隐含层的节点数；

‘sig’——激活函数的类型；

1——模式选择输出数据是否采取矢量表示；

TF——active transfer function，激活函数的选择；

IW——input weight，输入权重，输入层到隐含层的权重；

LW——layer weight，输出权重，隐含层到输出层的权重。

总的来说，elmtrain 用于神经网络的创建和训练，而 elmpredict 用于神经网络的预测，二者之间通过 IW,B,LW,TF,TYPE 等参数进行联系。

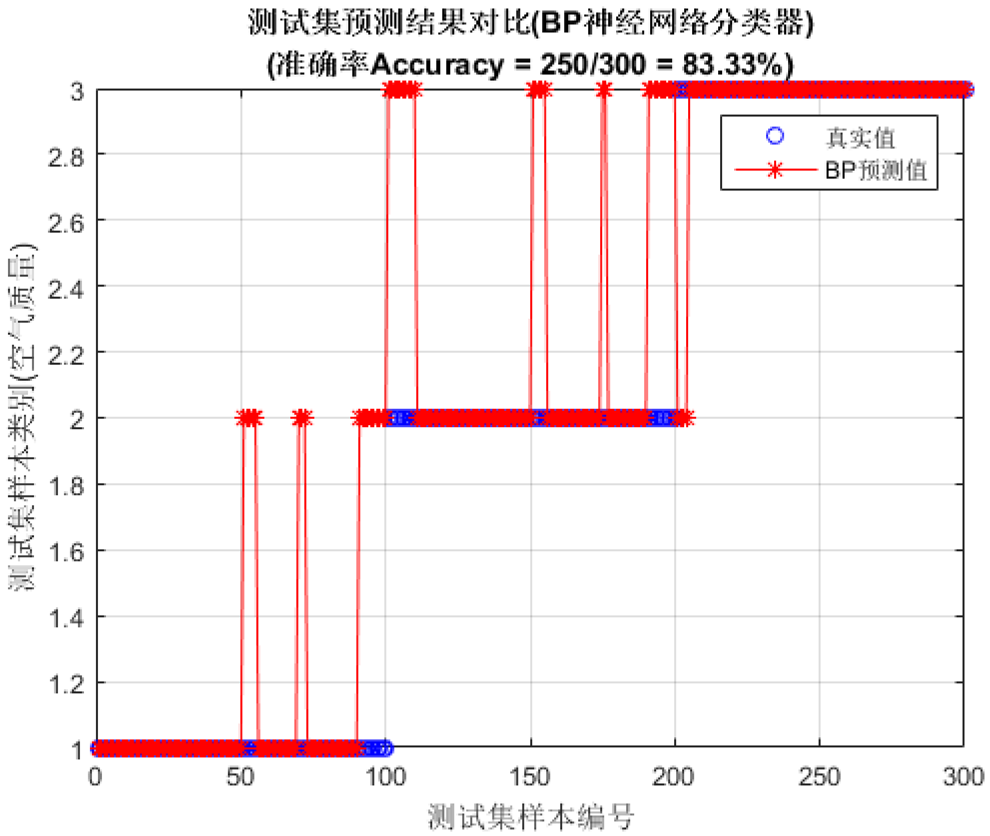
4.4　三种图像分类器的分类性能的比较与改进

4.4.1　三种图像分类器的分类性能的比较

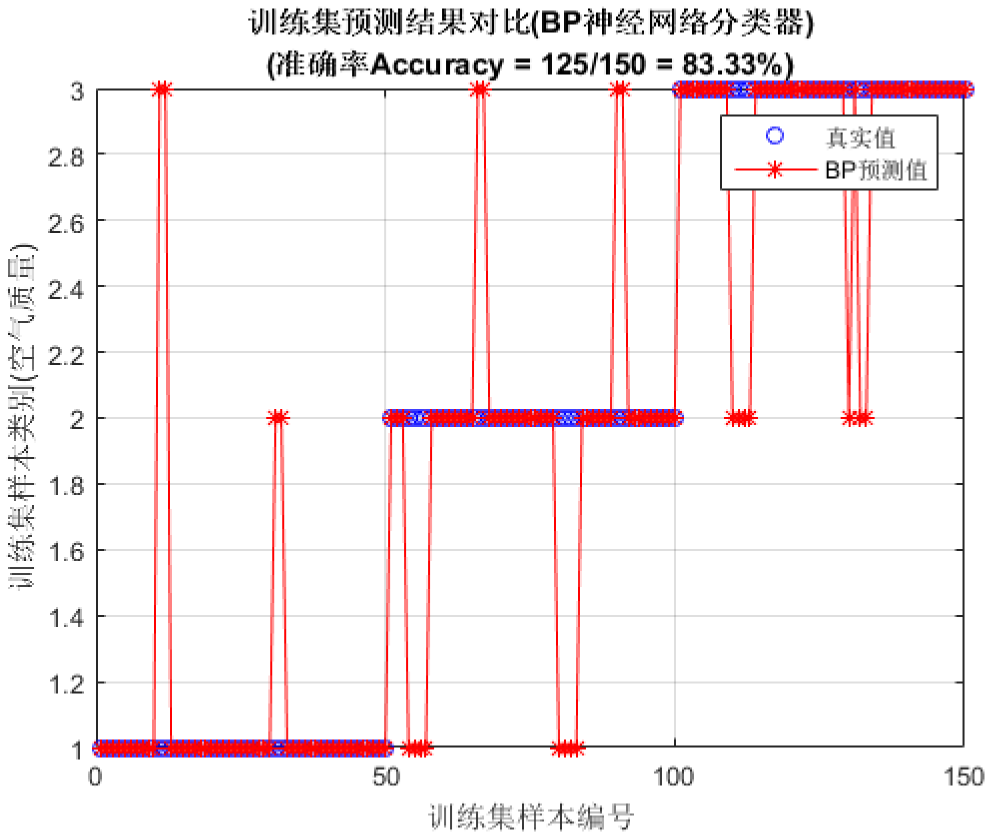
按照前面三节4.1、4.2、4.3的设计方法，在 Matlab 中完成 BP、SVM 和 ELM 图像分类器的构建。

对北京电视台训练库的150张图像进行训练，保存好训练模型，并对测试库300张图像、训练库150张图像进行交叉验证。将分类器的结果与测试集和训练集预先根据 AQI 的值设定的标签进行比较，分别计算出3种图像分类器测试集、训练集的分类准确率。

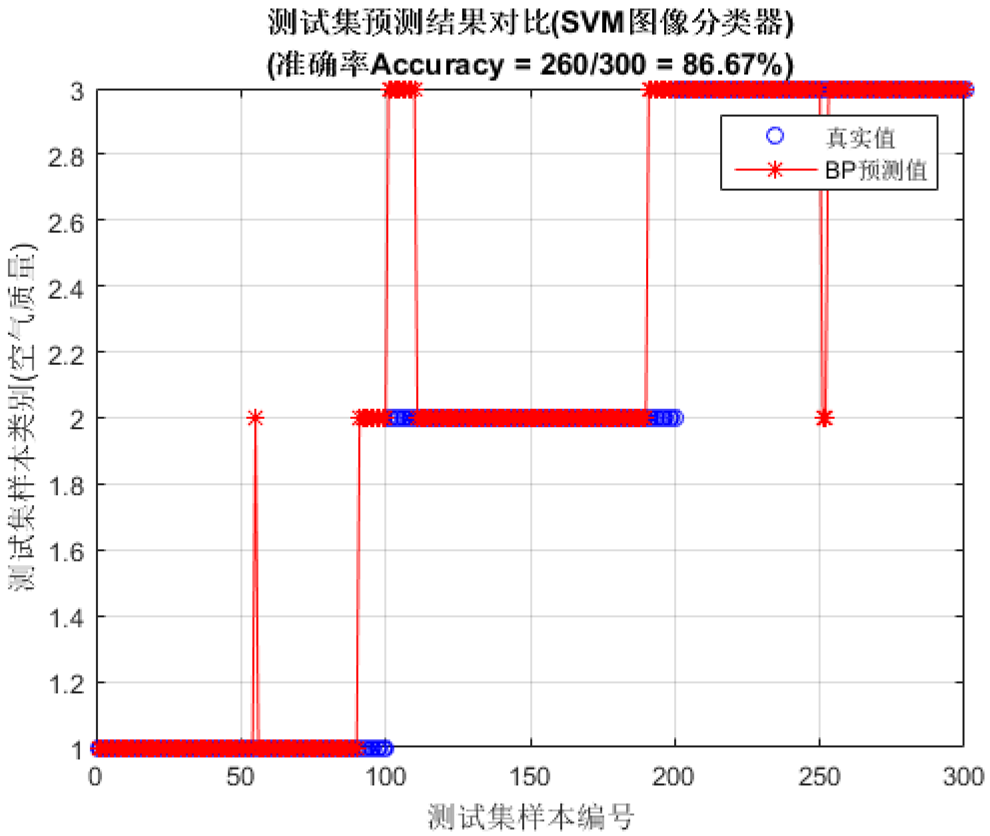
其仿真结果如下图4-5所示：



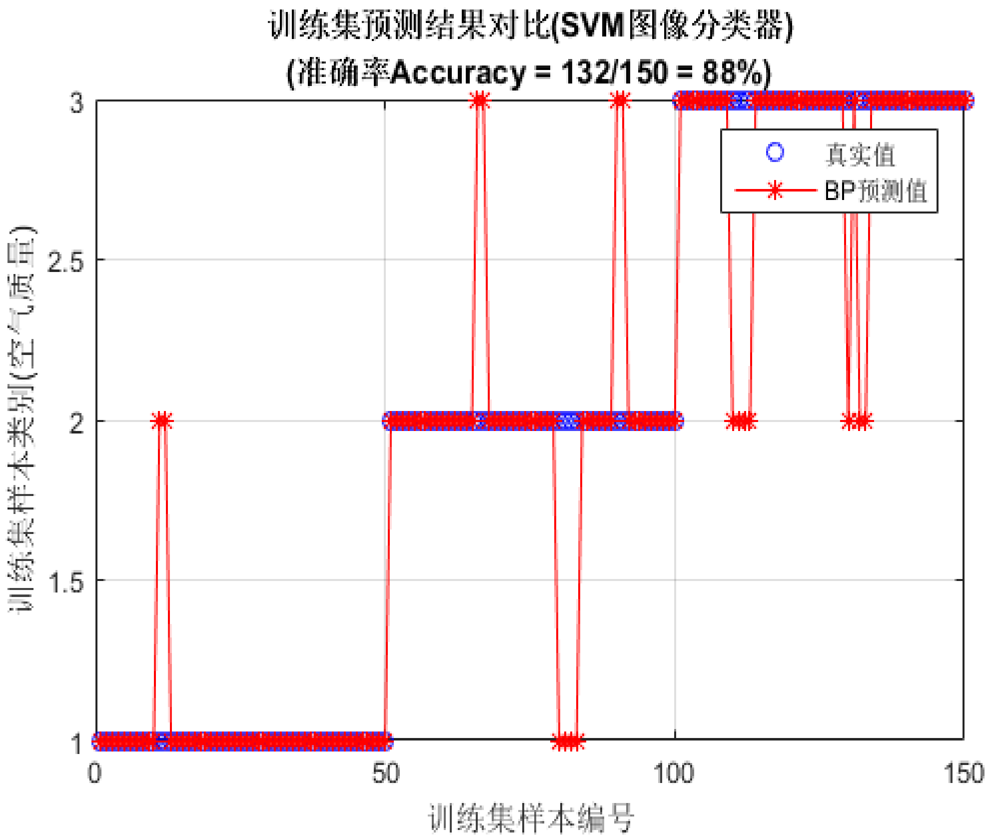
(a)BP 测试集



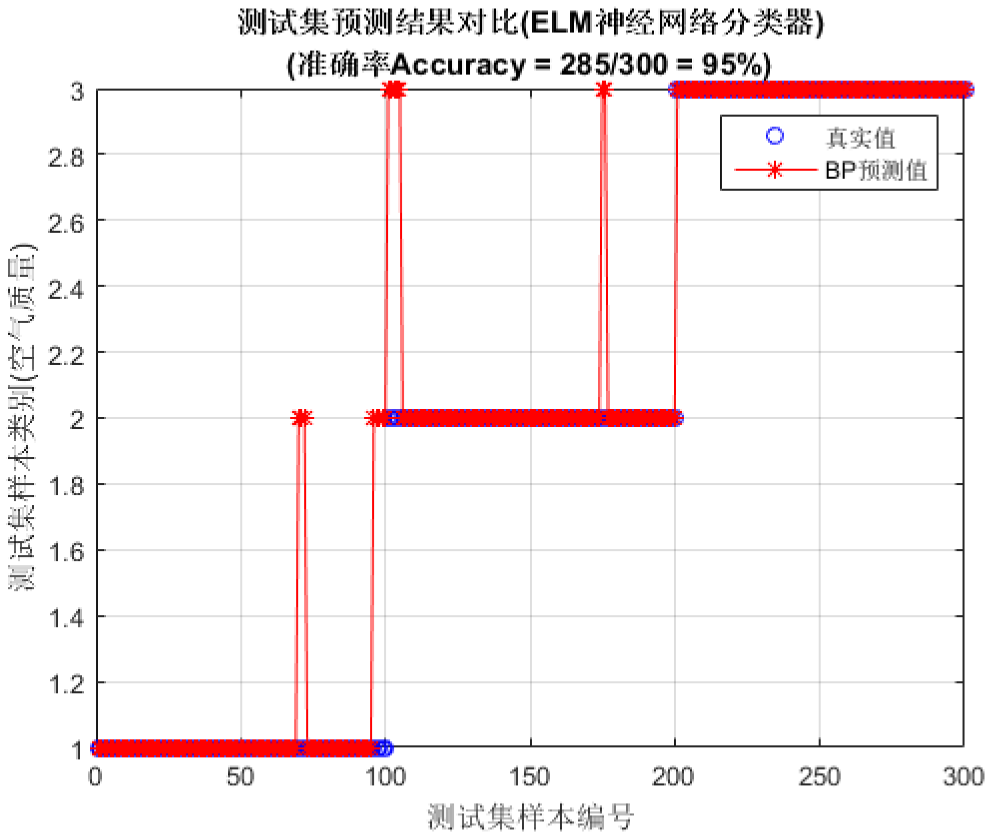
(b)BP 训练集



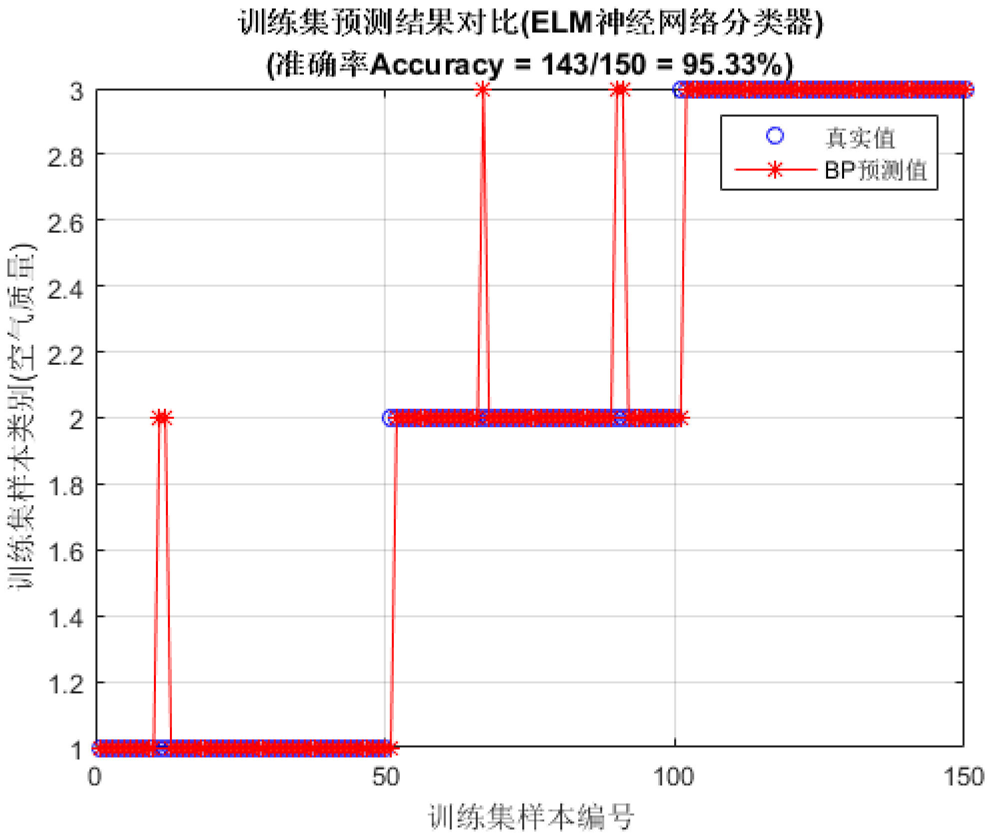
(c)SVM 测试集



(d)SVM 训练集



(e)ELM 测试集



(f)ELM 训练集

图4-5　三种图像分类器准确率比较

从上面的仿真结果可以看出，三种图像分类器准确率（测试集，训练集）分别为：

（1）BP 分类器：（83.33%，83.33%）；

（2）SVM 分类器：（86.67%，88%）；

（3）ELM 分类器：（95%，95.33%）。

而且经过多次的实验验证，对于本设计的分类样本，分类准确率上面都有 ELM>SVM>BP，而且学习速度上面也是 ELM>SVM>BP。分析原因大概有以下几点：

（1）BP 神经网络分类器采用梯度下降的方法进行训练，学习速度慢、时间长，而且有可能陷入局部最小值而训练失败；对于新输入的图像样本有影响，可能会出现欠学习或者过学习的情况。

（2）SVM 分类器优点是以非线性映射理论为基础，利用核函数代替了高维空间的映射，可以解决小样本情况下的机器学习问题，泛化性能强。其缺点是 SVM 算法对缺失数据敏感；对非线性问题没有通用解决方案，必须谨慎选择核函数来处理；对解决多分类问题效果不如 ELM 算法。

（3）ELM 分类器数学模型简单，容易收敛，训练速度因而在这三种方法里面最快，将随机产生各层神经元之间连接的权值和阈值，无需人工调整，而且一般意义上可以获得唯一的最优解。

4.4.2 三种图像分类器的改进

对分类器的改进可以从两个方面入手：

（1）数据特征方面：可以选取更具有代表性的视觉特征作为分类依据，即更能体现出不同空气质量的图像数据特征的差异；

（2）分类算法方面：选取分类准确率更高的分类算法，调整神经网络的相关参数，使神经网络的分类性能达到最佳状态。

从上一小节的分类准确率上来看，分类准确率已经达到了一定的水平，但仍会出现一些分类出错的图像。

经过对图库中某些分类错误的图像的观察，发现存在一类 AQI 值较低（空气质量为优或者良）但是存在有雾干扰的图像，而这些图像在前面的分类中被划为了空气质量良或者差的那一类。如下图4-6所示：

图4-6 国贸三期图库中由于没有考虑区分
雾和霾的区别而导致分类出错的例子

因此，有必要对图像中存在的雾和霾进行区分，具体雾和霾的一些特征对比有学者相关研究如下表4-1所示[32]：

表4-1 雾和霾基于一些特征的对比

天气状况	构成	水汽	尺寸	厚度	颜色	轮廓	日变化
雾	水滴、冰晶	饱和	1～100μm	10^1～10^2m	乳白色、青白色	清晰，雾层中能见度起伏明显	明显
霾	粉尘、颗粒、化合物等	不饱和	0.001～10μm	1～3km	黄橙色、灰色	不清晰，雾层中能见度非常均匀	不明显

由上表我们可以知道：从物理上看，雾是由水滴或冰晶组成，而霾是由尘粒、烟粒或盐粒等组成。可以看到，雾的尺寸远远大于霾颗粒，会对光波进行全折射，因此其消

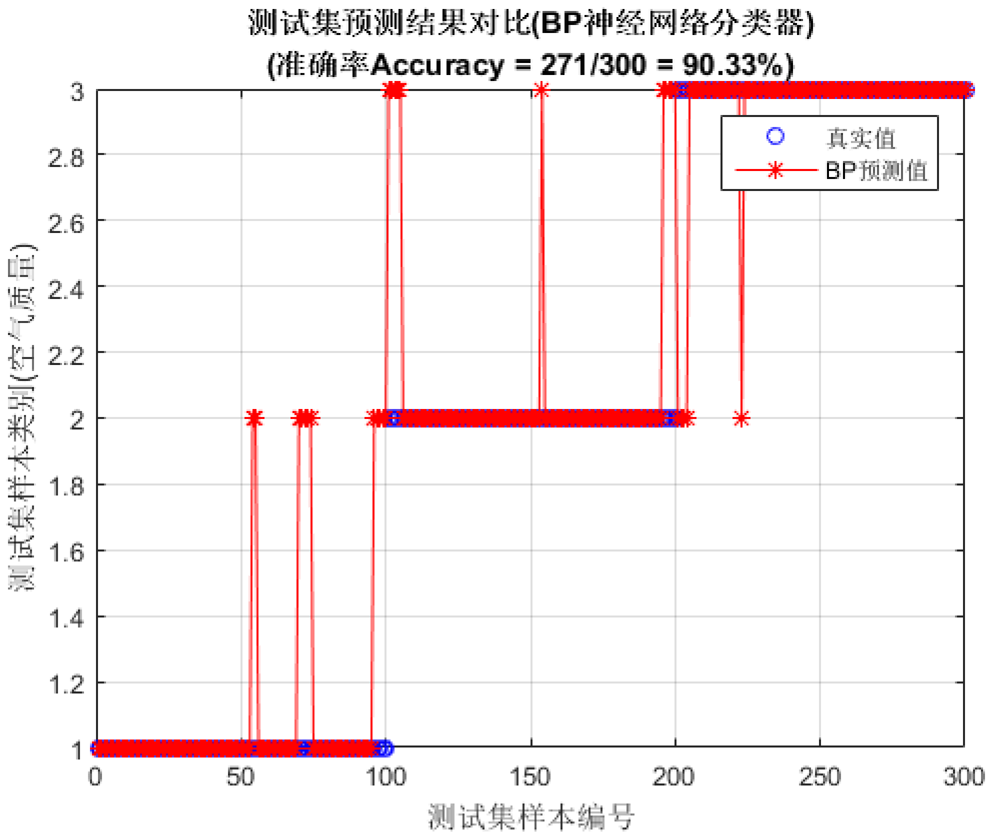
光系数较大；而霾颗粒一般较小，不同大小的霾颗粒只会折射一定波长的光，消光系数显较弱。

所以对应到图像中，由公式（3-1）和（3-3）可知，在有雾干扰的图像中，前后目标物暗原值的差异将变大，即暗原值比值增大，而霾天气下图像中这一数据特征则较小。

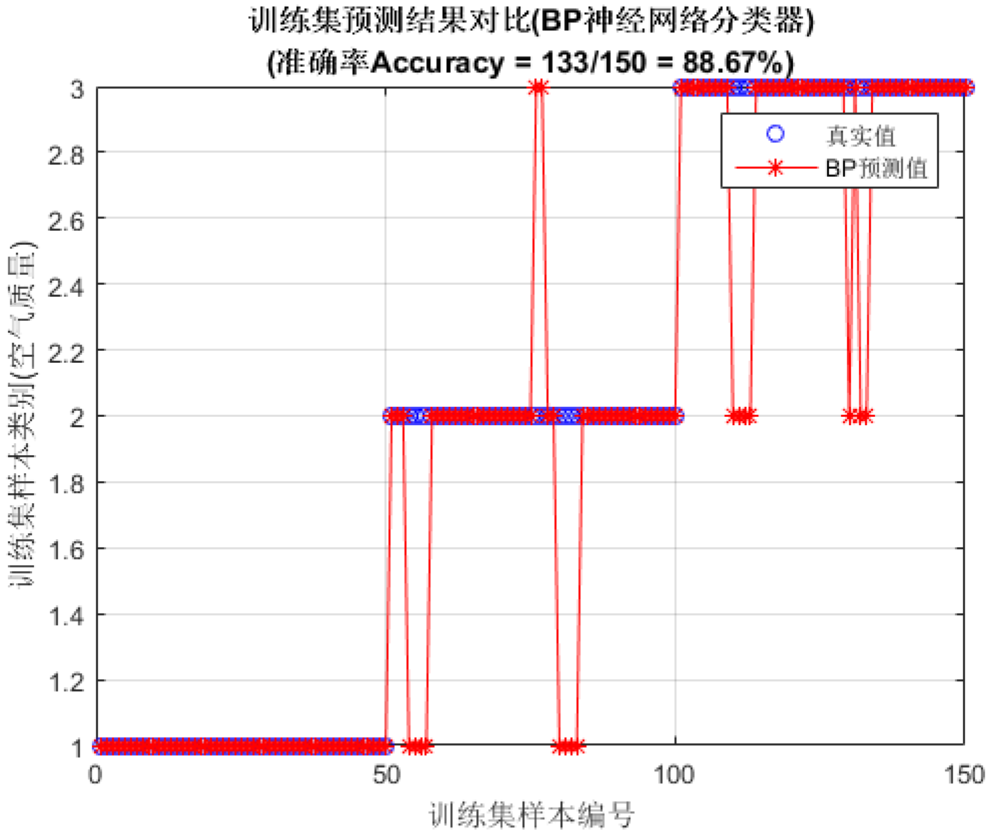
那么基于这一点，我们可以考虑加上“后楼区域暗原值/前楼区域暗原值”这一特征项，以此对雾和霾进行区分：

$$\text{新增特征项}=\frac{\text{后楼区域暗原值}}{\text{前楼区域暗原值}} \tag{4-5}$$

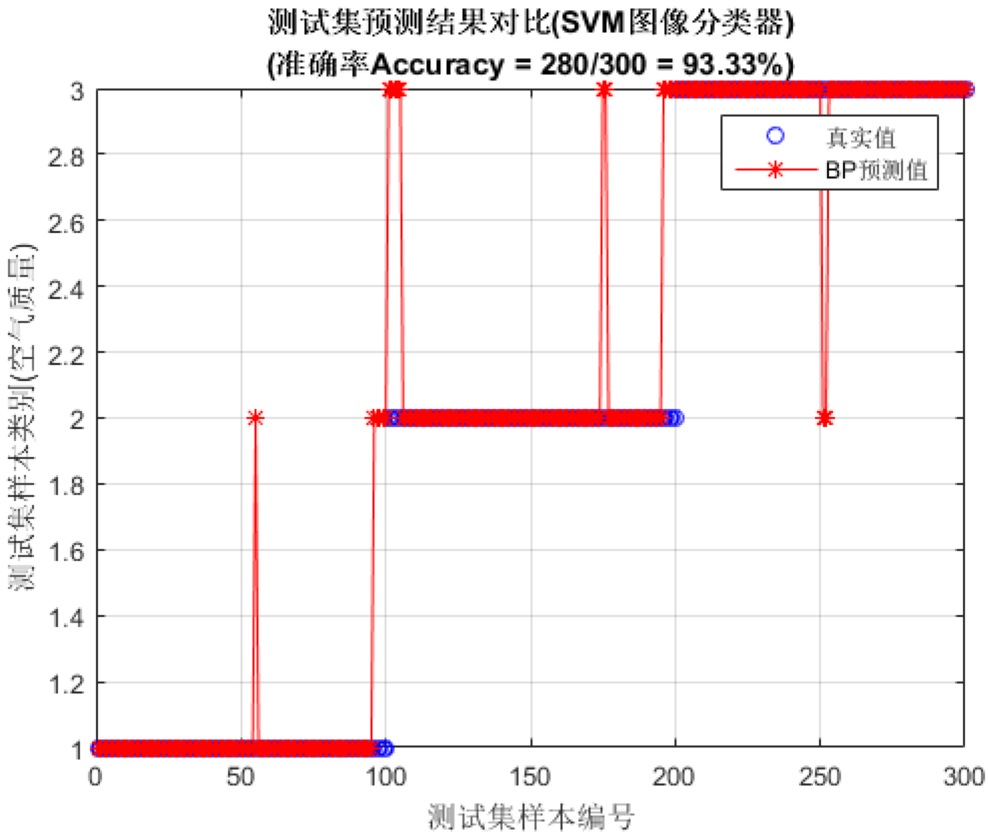
这一数据特征具有很好的补充作用，从仿真结果上来看能将前面分类出错的图像修正过来。下图4-7是增加了这一特征输入之后分类器判断的结果：



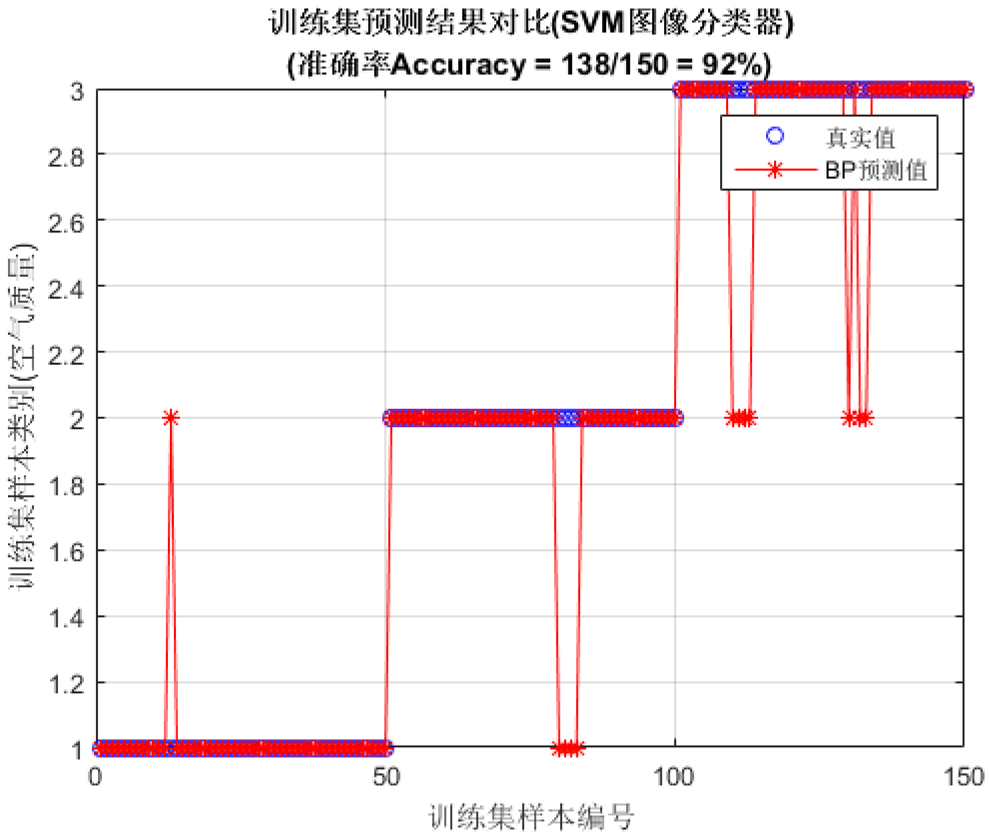
(a)BP 测试集



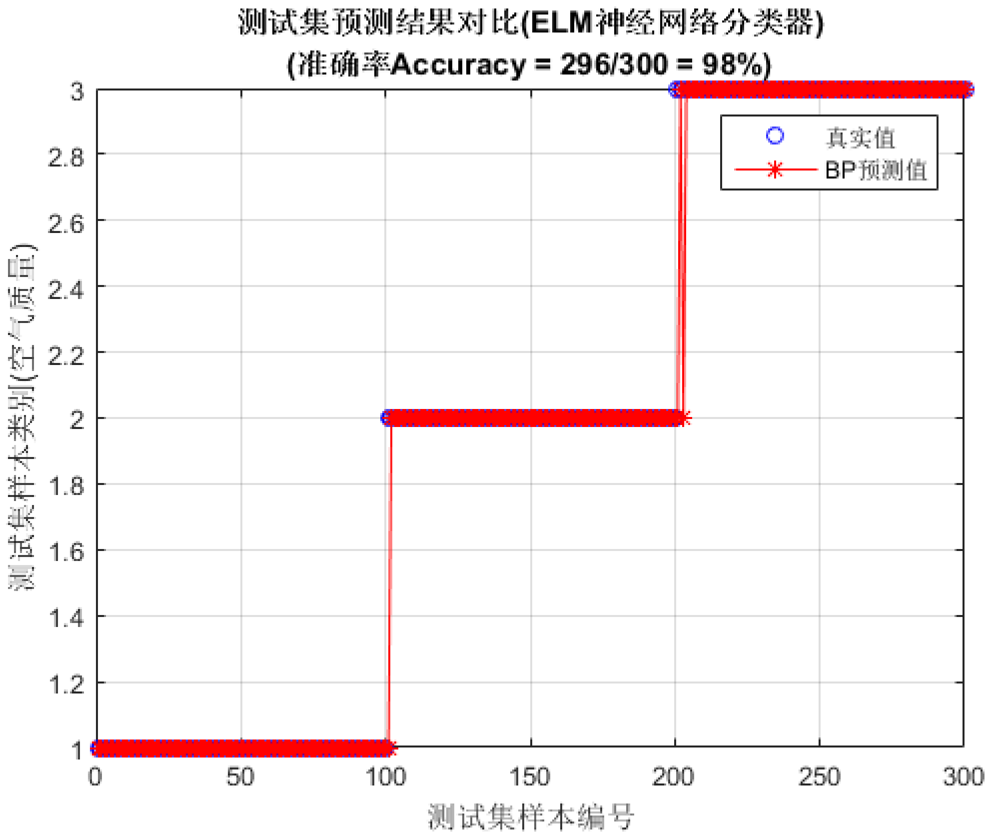
(b)BP 训练集



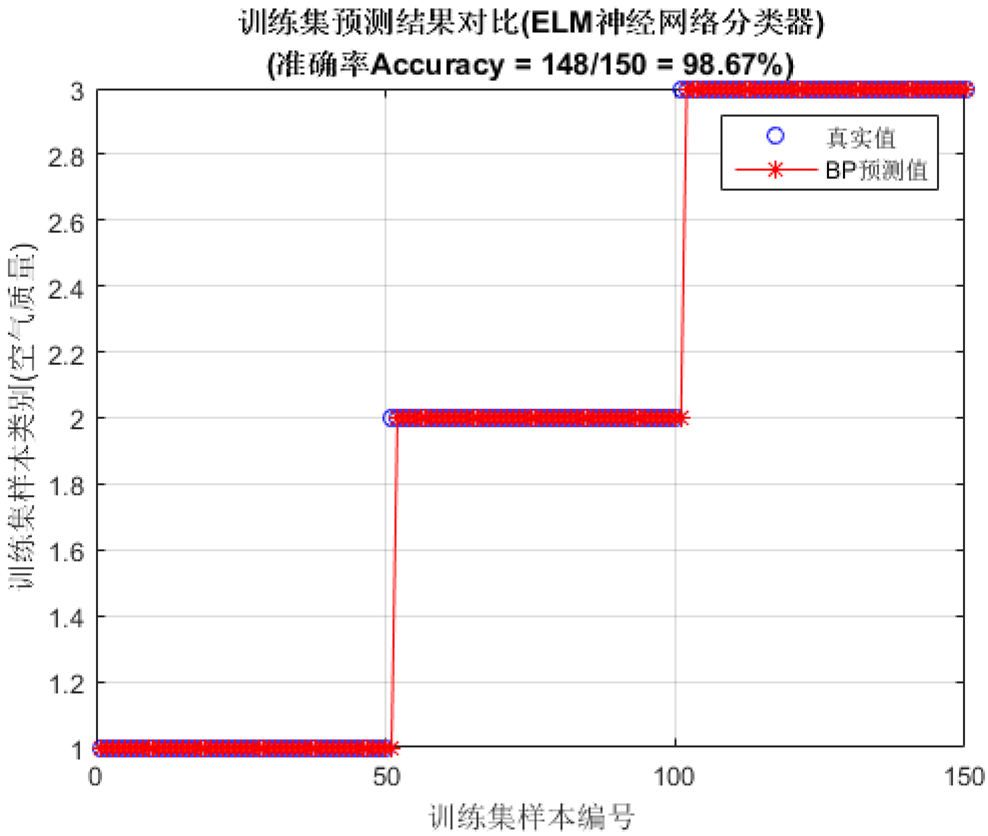
(c)SVM 测试集



(d)SVM 训练集



(e)ELM 测试集



(f)ELM 训练集

图4-7 三种图像分类器改进后的准确率比较

其中，具体分类器在改进前后的准确率(测试集，训练集)如下表4-2所示：

表4-2 北京电视台图库分类器准确率比较

图像分类器类型	改进前分类器准确率	改进后分类器准确率
BP	（83.33% , 83.33%）	（90.33% , 88.67%）
SVM	（88.67% , 88%）	（93.33% , 92%）
ELM	（95% , 95.33）	（98% , 98.67%）

由上表可以看出，在3个图像分类器中，极限学习机的分类准确率最高，经过改进之后的 ELM 图像分类器在300个样本的测试集中只出现6个错误，准确率达到98%；在150个样本的训练集中只在空气质量等级交界处出现2个错误，准确率达到98.67%。

4.5 本章小结

本章的前3小节分别介绍了 BP 神经网络、支持向量机和极限学习机这3个图像分类器的构建方法，在第3小结对3种图像分类器的性能做出评价，其中学习速度方面：

ELM>SVM>BP，分类准确率方面也是 ELM>SVM>BP，因此在后面第5章的空气质量分级系统中“单幅图像识别空气质量”这一块，分类器的选择考虑用的就是在本设计中表现最优的 ELM 分类器。最后，通过加入前后暗原比值这一项数据特征对雾和霾进行区分，纠正了分类器对空气质量为优但受雾干扰的图像分类出错的问题，实现了对分类器的改进。从实验仿真的结果上来看，这一改进明显提升了分类器的分类准确率。图像分类出错的情况仅限于空气质量上一等级与下一等级的交界处，而且由于处于空气质量等级交界处的图像本身就不好区分，因此本设计从目前的分类结果上来看是令人满意的。

第5章　基于视觉特征的空气质量分级系统

前面的章节对图库的建立、视觉特征的提取以及图像分类器的设计和改进进行了详细的阐述。本章将在这些内容基础上，将这些功能集成到一个图形用户界面上，形成一个基于视觉特征的空气质量分级系统，方便系统功能的展示。

5.1　实验设计与平台

设计环境与软件：

（1）操作系统平台：Windows10；

（2）设计测试平台：MATLAB R2015b。

5.2　系统功能展示与说明

本系统的功能共分为两个部分：

Part1、3种图像分类器在不同输入参数下的分类：

（1）训练参数选择：

a）“图库选择”单选框：可选择在前面第2章建立起来的北京电视台图库和国贸三期图库；

b）“分类器选择”单选框：可选择第4章设计好的 BP 图像分类器、SVM 图像分类器、ELM 图像分类器；

c）“训练特征选择”单选框：

训练特征选择1为第3章提取的典型区域暗原值特征、能见度特征和灰度差分统计处理求得的图像熵值；

训练特征选择2为选择1的基础上加上在4.4小节中对图像分类器改进中提出的“后楼区域暗原比值/前楼区域暗原比值”这一项。

（2）开始训练和测试：

单选框勾选完毕后，点击按钮开始训练网络和测试数据，GUI 界面便会调用相应 m 文件对相应图库提取相应数据特征并采取相应分类器进行训练和测试，最后将分类结果输出到界面显示。

Part2、单幅图像识别空气质量：

（1）选择待分类图片：

用户点击“选择待分类图片”按钮即可任意选择单幅图像输入到系统，系统将该图像显示在坐标轴 axes 上（图5-1中右侧较大的白色矩形区域）；

（2）分类器判定部分：

分类器选择的是一个已经训练好了的改进后的 ELM 图像分类器，系统将自动对输入的待判断图像进行数据特征的提取，然后输出一个三分类的判断结果：即空气质量为优、良或差到判断结果框。

整个空气质量分级系统的界面展示如图5-1：

图5-1　系统功能展示图

5.3　实验结果展示与分析

对于 Part1功能的部分实验结果展示：

(a)

(b)

(c)

(d)

图5-2　Part1功能的部分实验结果展示

如上图5-2所示，以(a)为例，表示用户选择北京电视台图库，采用 BP 神经网络分类器，选择典型区域暗原值+能见度+图像熵值的训练特征，然后系统会调用相应的 m 文

件自动读取训练测试库的图像，提取相应的数据特征，训练和测试这些数据特征，最后计算出分类准确率，输出到文本框显示。

对于 Part2功能的部分实验结果展示：

(a)空气质量：优

(b) 空气质量：良

(c) 空气质量：差

图5-3 Part2功能的部分实验结果展示

由上图可以看出，这些图像来自于北京电视台原始图像数据库，分类器对图库内图像的空气质量在不同区间的的判断结果都是十分准确的。

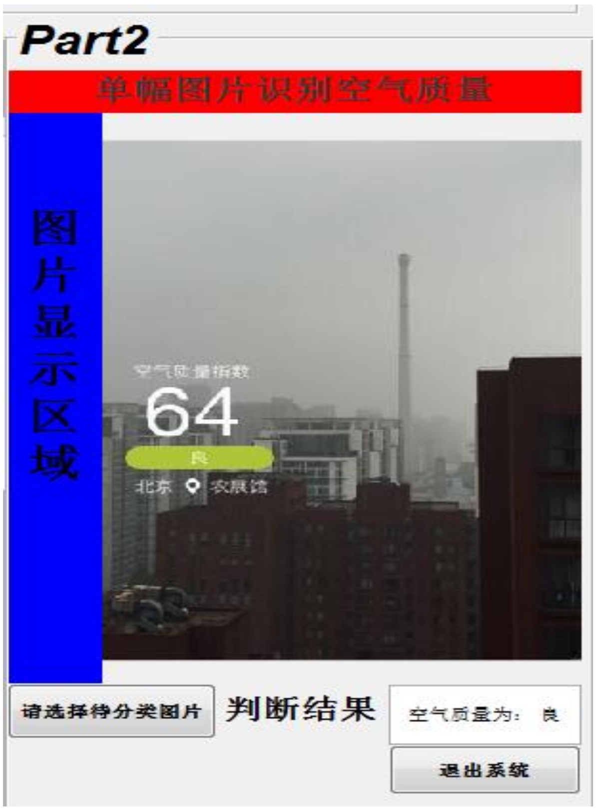
由于 Part2中用到的图像分类器是改进后的 ELM 分类器，所以理论上应该解决了受雾干扰的空气质量为优的图像的空气质量的判断问题，这里找到了一个很好的图像可以用来测试一下，如图5-4所示：

图5-4 图像分类区分雾霾

由上图可以看出该图像空气质量指数为30，属于空气质量为优的区间（0-50为优）。然后，根据测试结果我们可以看到，判断结果也为优，这也验证了我们对分类器的进行改进的正确性以及必要性。

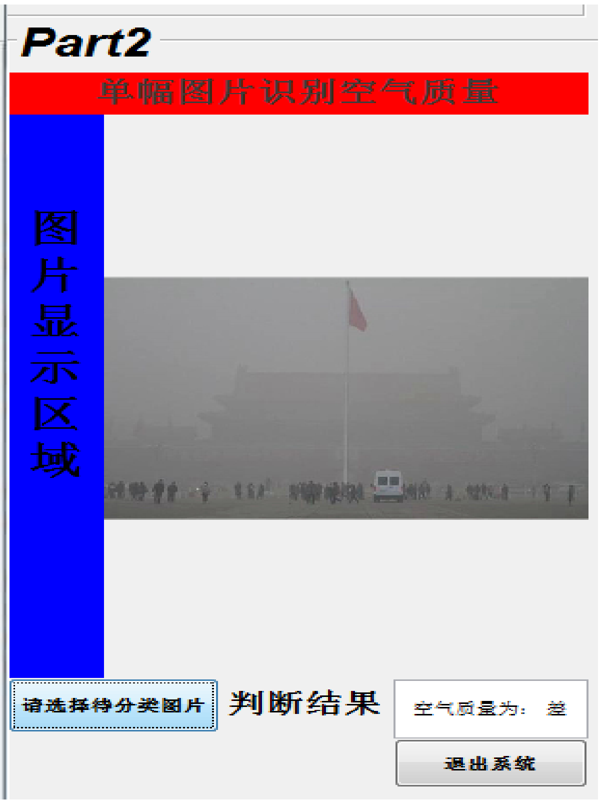
另外，我们对非训练测试库的图像也进行了测试，测试结果表明我们的系统也具有一定的准确性，下面是一些对图库外的图像的测试结果：

(a)非图库场景：公路



(b)非图库场景：烟囱

(c)非图库场景：爱晚亭



(d)非图库场景：天安门

图5-5 非图库图像空气质量判断结果

这种准确性也告诉了我们，我们所选取的视觉特征是具有一定代表性的，所以我们利用这些数据特征建立起来的空气质量分类系统才会具有这样的可推广性。

5.4 本章小结

本章介绍了基于视觉特征的空气质量分级系统的实验平台、系统功能以及一些重要的仿真结果的展示。系统功能一为三种分类器在不同输入参数下的分类，用户可任意选择输入参数，系统将自动按照输入参数进行训练和测试，并计算出分类准确率；功能二为单幅图像识别空气质量，分类器选用的是分类效果最好的改进后的 ELM 分类器，可达到300个样本的测试集准确率98%和150个样本的训练集准确率98.67%。从实验结果上来看，系统不仅对图库内的图像分类效果好，对图库之外的图像也具有一定的准确性，这说明了我们所选取的视觉特征是具有一定代表性的，所以我们利用这些数据特征建立起来的空气质量分类系统才会具有这样的可推广性。

第6章　总结与展望

随着人们对空气质量的关注度越来越高，现有的空气质量监测技术由于存在技术成本较高而且时空分辨率不佳的弊端，已经越来越无法满足人们的需求。如今，人们正在寻求一种更加经济、高效的空气质量监测技术。

本设计从图像处理的角度出发，旨在利用大量的场景图像数据，通过提取与空气质量相关的视觉特征，训练出高精度的图像分类器来达到对场景图像空气质量分级的目的。因此，文章首先是介绍关于空气质量的场景图像库的建立，包括一个原始场景图像库和两个训练测试库。其次，数据提取方面，本设计选择了典型区域的暗原值、场景图像的能见度以及图像熵值这三个能很好表征空气质量的数据特征进行提取。然后，图像分类器方面，通过分别对 BP 分类器、SVM 分类器和 ELM 分类器的构建和测试，得出结论是无论在学习精度还是分类准确率上面，ELM 分类器都要更优。值得一提的是分类器的改进，由于加入了前后暗原比值这一数据特征，分类器很好的区分了雾和霾这两种情况，将之前图像受雾干扰而分类出错的情况纠正过来。文章的最后，开发了一个基于视觉特征的空气质量分级系统，这是一个 matlab 平台下的图形用户界面应用程序，功能一为三种分类器在不同输入参数下的分类，用户可任意选择输入参数，系统将自动按照输入参数调用 m 文件进行训练和测试，并计算出分类准确率；功能二为单幅图像识别空气质量，分类器选用的是分类效果最好的改进后的 ELM 分类器，可达到300个样本的测试集准确率为98%和150个样本的训练集准确率为98.67%。

尽管如此，本设计也存在着一些缺陷。例如，在典型区域的暗原值提取方面，目前本设计采取的做法是手动寻找典型区域的位置，最好的做法是采用 ROI（感兴趣区域）算法自动提取不同场景图像暗原值的区域[33]，这样做才能使本系统具有更好的可推广性和自动化性。另外本设计如果在图库样本数量更大的条件下，还可以尝试进行更为精确的分类，如五分类、六分类等，这些都将是本设计今后有待继续完善的方向。

致谢

随着毕业设计即将迎来最终的答辩，我的大学生涯也将圆满结束。在我完成毕业设计的过程中，有许多人对我提供了帮助，借此论文完成之际，我要对许多人表示我最真挚感谢。

首先，我要感谢我的本科毕业设计指导老师阳春华老师。阳老师是我们控制领域内有名的前辈，在科研事业上做出了许多杰出的贡献。生活中的阳老师平易近人，对学生的个人成长十分关注。在我的毕业设计期间，阳老师经常会询问我毕业设计的完成情况，也为我提出过许多宝贵的建议，在此，十分感谢阳老师的辛勤付出。

然后，我要感谢的是我将来的研究生导师谢斌老师。谢老师是一名年轻的老师，待人热情随和，工作富有激情、孜孜不倦。谢老师虽然有时工作很忙，但还是坚持每个星期都要和我们讨论毕业设计的完成情况，对每一位学生都会提出他的意见和想法。今后，我一定会跟随着谢老师好好学习，争取更大地提升自己的能力。

我还要感谢智能所实验室所有的伙伴们，尤其是李沁师姐和梁照栋师兄。李沁师姐从我的毕业设计从开始到结束都一直为我提供着帮助，耐心的指导我，在我遇到困难时不厌其烦地为我解答每一个问题，我十分感激有这样的一个师姐。照栋师兄更是这样，一直在一旁鼓励着我完成毕业设计，在此无须赘述，我也要对他致以深深的感谢。

感谢所有自动化1203班的兄弟姐妹，是缘分让我们一起学习，一起玩耍，一起成长，一起奋斗。虽然很快就要天各一方，但曾经的美好岁月我会铭记于心。感谢11舍511寝室我亲爱的室友们，感谢你们不仅在我做毕设期间给我鼓励和帮助，还在我难过、迷茫、痛苦的时候给我安慰，遇到你们是我的幸运。

最后，我在这里衷心的祝愿大家都能实现自己的梦想，未来的路都越走越好！

参考文献

[1] Robby T.Tan. Visibility in Bad Weather from a Single Image[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Washington,DC:IEEE Computer Society,2008:2347-2354.
[2] Raanan Fattal. Single Image Dehazing[J]. ACM Transactions onGraphics,2008,27.
[3] Kaiming He,Jian Sun,Xiaoou Tang. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Washington,DC:IEEE Computer Society,2009:1956-1963.
[4] 刘皓挺,李凡,徐凤刚,卢汉清. 利用图像质量评估空气质量的新方法[J]. 中国图象图形学报,2011,16(6):1030-1037.
[5] Gutierrez-JimezR,imezR,Rom n P,Romero D,etal. A new Gompertz type diffusion process with application to random growth[J]. MathematicalBiosciences,2008, 208:147-165.
[6] 周时阳,祝建华. DFA 最小化算法研究[J]. 计算机工程与科学,2007, 29(3):60-62.
[7] 李滚,吴劼夫,雷志勇. 图像雾霾等级评价及去雾技术研究进展[J]. 激光杂志,2014(9):1-6.
[8] 余宏生,金伟其,刘修生. 视觉感知的数字图像拼接痕迹可见度客观评价方法[J]. 兵工学报,2010,31(9):1209-1215.
[9] 孙小明,孙俊喜,赵立荣,曹永刚. 单幅图像去雾改进算法[J]. 中国图象图形学报,2014, 19(3).
[10] Xiaoliang Y,Chuangbai X,Mike D,et a1.A Classification Algorithm to Distinguish Image as Haze or Non-haze[C].International Conference on Image & Graphics,2011:286-289.
[11] 张辉,张道勇,何最红. 灰度等级处理中的 OSTU 动态阈值法研究[J]. 传感器世界,2008, 14(7):24-27.
[12] 鹿丽鹏,王彬,刘辉,王小俊. 基于图像灰度差分统计的雾霾污染等级检测方法[J]. 计算机工程,2016, 42(1):225-230.
[13] 张建忠,孙瑾,王冠岚,安林昌,王维和. 北京地区空气质量指数时空分布特征及其与气象条件的关系[J]. 气象与环境科学, 2014, 37(1):33-39.
[14] 高媛. 基于最小均方误差的稀疏自适应滤波算法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学，2014.
[15] 邓雪娇,邓涛,吴兑,蒋德海,谭浩波,李菲. 珠江三角洲空气质量与能见度数值预报模式系统[J]. 广东气象,2010, 32(4):18-22.
[16] 陈文兵,张小磊. 基于图像边缘的能见度计算方法[J]. 微型电脑应用,2009(4):13-16.
[17] 许茜,殷绪成,李岩,郝红卫,曹晓钟. 基于图像理解的能见度测量方法[J]. 模式识别与人工智能,2013,26(6):543:551.
[18] 孙伟,李大健,刘宏娟,贾伟. 基于大气散射模型的单幅图像快速去雾[J]. 光学精密工程,2013, 21(4):1040-1046.
[19] 黄晓园,罗辉,周汝良. 基于 SolarZenith 对 Modis 反射率太阳天顶角校正的实现[J]. 电脑开发与应用,2008,21(6):10-12.
[20] 龙波. 利用 vb 实现简化儒略日的计算[J]. 计量与测试技术,2014,41(9):39-39.
[21] 仲波. 大气气溶胶光学厚度遥感反演与遥感图像大气校正[D]. 中国科学院研究生院(遥感应用研究所),2004.

[22] 毛节泰,王强,赵柏林. 大气透明度光谱和浑浊度的观测[J]. 气象学报,1983,41(3):322-332.
[23] 汪坤. 大气浑浊度检测方法研究及装置设计[D]. 南京信息工程大学, 2011.
[24] 何立明,王华,阎广建,李小文,朱文娇,王锦地. 气溶胶光学厚度与水平气象视距相互转换的经验公式及其应用[J]. 遥感学报,2003,7(5):372-378.
[25] 刘辉. 转炉炼钢吹炼数据预测中火焰图像多特征提取方法研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2012
[26] 刘辉,张云生,张印辉,等. 基于灰度差分统计的火焰图像纹理特征提取[J]. 控制工程,2013,20(2):213-218.
[27] 高阳,樊永生,余红英. 基于图像熵值的加权分块2DPCA 人脸识别[J]. 计算机工程与设计,2016,4.
[28] Adnan Sozen,Erol Arcakloglu,Mehmet Ozalp, et al. Forecasting based on neural network approach of solar potential in Turkey[J]. Renewable Energy,2005,30(7):1075-1090.
[29] Vapnik V, Chapelle O.Bounds on error expectation for support vector machines.[J].Neural Computation, 2000, Vol.12.deep learning[17]Hinton, G. E., Osindero, S. and Teh, Y.A fast learning algorithm for deep belief nets.Neural Computation,2006 18, pp 1527-1554.
[30] 任立辉,李文东,慈兴华,史晓凤,孙政,郑荣儿. 基于 LIBSVM 的石油录井中岩屑岩性识别方法研究. 中国海洋大学学报:自然科学版,2010,40(9):131-136.
[31] DENG ChenWei,HUANG GuangBin,XU Jia,TANG JieXiong. Extreme learning machines[J]. IEEE Intelligent Systems,2013,28(6):30-59.
[32] 马楠,赵春生,陈静,徐婉筠,颜鹏,周秀骥. 基于实测 PM2.5、能见度和相对湿度分辨雾霾的新方法[J]. 中国科学：地球科学，2015,45(2):227-235.
[33] 陈再良. 图像感兴趣区域提取方法研究[D]. 长沙，中南大学.2012.