

Low Visibility Weather Recognition via SVM and Decision Tree in Single Image

Guanlei Xu*, Xiaotong Wang, Limin Shao, Lijia Zhou, Xiaogang Xu

Ocean Department of Dalian Navy Academy, Dalian Liaoning
Email: *xgl_86@163.com

Received: Sep. 17th, 2016; accepted: Oct. 4th, 2016; published: Oct. 7th, 2016

Copyright © 2016 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

The visibility in a region not only reflects the quality of the atmospheric environment, but also has close relationship with people's life. In general, low visibility weather affects people's economic development, so the real-time observation of low visibility is of much signification. The reason of low visibility is closely associated with meteorological conditions. The low visibility weather phenomena mainly contain rain, snow, fog, etc. This paper proposes a recognition method which is based on low visibility weather phenomenon by means of the influence of low visibility weather phenomenon on the image information such as the image contrast, saturation and brightness that can be employed for training and classification. We establish a classification decision tree according to the distance between the different categories in the process of training and building support vector machine (SVM) classifier for the decision tree. It can classify the low visibility weather image automatically and intelligently. Through testing a huge amount of images downloaded from the internet, the experimental results show that weather image mean recognition rate is over 70%. After adopting the voting scheme via distributed recognition, the final low visibility weather recognition rate is more than 95%.

Keywords

Low Visibility Weather Image, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, Training

基于SVM和决策树的自然图像低能见度天气现象识别

徐冠雷*, 王孝通, 邵利民, 周立佳, 徐晓刚

*通讯作者。

文章引用: 徐冠雷, 王孝通, 邵利民, 周立佳, 徐晓刚. 基于 SVM 和决策树的自然图像低能见度天气现象识别[J]. 图像与信号处理, 2016, 5(4): 155-165. <http://dx.doi.org/10.12677/jisp.2016.54018>

海军大连舰艇学院军事海洋系, 辽宁 大连
Email: xgl_86@163.com

收稿日期: 2016年9月17日; 录用日期: 2016年10月4日; 发布日期: 2016年10月7日

摘 要

一个地区的能见度不但反映了该地区大气环境的质量, 并且与人们的生活有着密切相关的联系。通常, 低能见度天气也严重地影响了人们的经济生产, 因此其观测具有重要意义。大气环境能见度较低的原因与气象条件有着密切的关联, 低能见度的天气现象主要有雨、雪、雾霾、沙尘等。本文提出了一种基于室外单幅自然图像的低能见度天气现象识别算法, 该算法通过低能见度天气现象对图像光学信息的影响, 提取图像的对比度、饱和度、亮度等特征参数信息进行训练和分类, 在训练过程中根据各类别特征之间的距离建立分类决策树, 并为决策树构建支持向量机(SVM)分类器, 对低能见度天气进行自动分类识别。通过对互联网上的大量低能见度天气光学图像的训练和测试, 算法对低能见度的天气现象的平均识别率可达70%。该算法可以为分布式识别提供技术支持, 然后采用分布式识别投票, 最终可以把识别正确率提高到95%以上。

关键词

低能见度天气图像, 支持向量机, 决策树, 训练

1. 引言

随着今天高新技术的快速发展, 当代社会的信息化水平越来越高, 图像处理技术也在不断地发展, 对室外环境的天气现象, 尤其是低能见度恶劣天气的自动地检测和识别提出了更高的要求。在气象领域, 对于天气现象的观测依然主要是靠人工来观测, 这些观测耗费了大量的人力和物力[1] [2]; 同时, 在这个信息爆炸的时代, 人们在其生产生活中有大量的信息需要处理, 而这些信息大多数来源于图像信息, 有研究表明, 人们所获取的信息中 70%来源于从眼睛获取的图像信息[3] [4]。在计算机时代以前, 人们对于图像的处理主要是光学图像的处理方法, 即对光信息进行直接的处理, 优点是速度快、信息的容量大, 缺点是对环境的要求较高; 现在我们主要运用计算机数字图像处理技术, 它是随着计算机的产生应运而生的, 是将图像的光学信息转换为数字信息再进行处理, 具有灵活、方便的特点, 且对环境的依赖性较小[1] [3] [4], 已经广泛渗透到工业、医疗、运输业、军事等各个领域。本文将数字图像处理技术运用到气象观测领域, 建立一种气象监测的自动化模型, 使其代替人们的目视观测, 因此其具备廉价、方便、灵活等特点, 不但可以作为传统气象观测的有益补充, 而且能够节省大量的物力、财力。基于图像处理技术的光学气象观测国内外已有不少报道。但是, 主要集中在云观测[5]-[12]、能见度观测[13]-[18]等观测上。对于其他的天气现象观测, 主要集中在阴天和晴天的观测识别上[19] [20]。对于低能见度四种天气现象(雨、雪、雾霾、沙尘)的观测识别, 目前还没有公开报道。

本文旨在通过计算机视觉技术, 提取室外光学图像的信息特征, 通过学习训练将低能见度的天气图像进行自动地识别分类。但是如何能够准确的、有效的从海量的图像集中得到自己所必须的信息确实是一项富有挑战性的工作。近年来图像分类识别技术得到了长足的发展, 出现了许许多多的智能算法, 如贝叶斯分类、K-近邻算法、神经网络和支持向量机等[21]。特别值得指出的是, 经 Vapnik 等人多年研究统计学习理论所得到的支持向量机(SVM)具有极好的模拟泛化能力, 与往常的建立在经验风险性最小化

基础上的模式辨别不同, SVM 是基于统计学习理论提出的建立在结构风险最小化基础上的一种新的机器学习方法, 有着很强的非线性的处理能力[21]。近年来, SVM 已经成为机器学习和数据挖掘领域的标准工具, 被越来越多地应用到模式识别、数据挖掘、智能控制以及预测中去, 正在成为继模式识别和神经网络之后机器学习领域的研究热点, 并将会推动机器学习的重大进步。正是由于 SVM 在数据分类中拥有着种种的优势, 本文将该方法运用到图像的分类中, 获得低能见度天气现象的自动识别。

2. 图像分类及 SVM 概述

2.1. 图像分类识别方法

图像分类(image classification)即是根据不同图像反映出的不同特征这一原理, 把不同类别的图像区别开来的一种应用方法。它利用计算机处理技术, 将图像或图像的某一个像元自动地划分到某一个类别中去, 以此来代替人们的视觉判读。图像分类一般是先提取图像的颜色、纹理、灰度、形状等底层特征, 再利用合适的分类方法进行分类。目前典型的分类方法有以下几种:

1) 神经网络分类[22]的方法

人工神经网络是人们对自身大脑神经网络认识理解的基础上人工构造的可以实现某种功能的网络系统。人工神经网络是对生物神经元的模拟, 生物的每一个神经元相当于一个基本单元, 且每个单元关联一个权值。神经网络较复杂, 需要较长的时间来训练, 因而这种方法比较适合训练时间长的应用。神经网络的参数大多数靠总结历史数据所得的经验所得。一般可分为以下几类: 人工神经网络从结构方面讲可以分为前馈网络(如 BP 网络)和反馈网络(如 Hopfield); 从状态方面来讲又可分为离散性网络和连续性网络; 从学习的方法方面又可分为监督学习网络(如 BP、RBF 网络)和无监督学习网络[22] (如自组织网络)。

2) 贝叶斯分类[23]方法

这个分类方法的主要思想: 先计算每个类别在训练集的分布, 将这种分布看作为不同类别的概率分布, 最后在测试过程中运用统计学原理和概率统计原理中的贝叶斯定理来估计某个特定样本属于某一类的概率。目前贝叶斯方法主要包括贝叶斯信念网络和朴素贝叶斯方法[23]两类, 其中前者在当前社会应用最多, 但是这种方法的训练较为复杂, 用来评估的函数比较难选, 这是现在需要研究解决的问题。

3) 支持向量机方法

支持向量机是在统计学及最优化的基础上来研究如何构建学习机和如何实现分类问题的。它的思想就是要在风险最小的情况下找到一个最优的分类面[24]。它的方法主要是选择一个合适的 VC 维, 在一定数量的样本下, 在置信区间达到一个合适的值, 使各个类别之间的间距最大, 从而使实际风险变小。起初, SVM 是用来研究两种类别的分类问题的, 但现在人们遇到了更多的分类问题, 因此现在 SVM 的研究热点是如何对多类别问题进行分类。

以上三种方法各有优缺点。人工神经网络是一种传统方法, 由于其复杂性应用受到一定限制。贝叶斯方法训练较为复杂, 用来评估的函数比较难选, 这是现在需要研究解决的问题。而支持向量机是在统计学及最优化的基础上来研究如何构建学习机和如何实现分类问题的。它的思想就是要在风险最小的情况下找到一个最优的分类面, 应用广泛。本文将利用支持向量机进行分类。

2.2. 支持向量机

支持向量机的产生可以称为机器学习范畴的一场伟大的革命, 它不但提高了机器的学习能力和非线性处理能力, 而且激发了众多学者对核函数和机器学习研究激情。自此以后, 针对不同的核函数的优化方法以及支持向量机(SVM)优化算法也层出不穷, 使得 SVM 和核函数理论得到不断地发展和完善。目前,

SVM 被广泛的运用于人脸识别、文本分类、书写数字识别、特征选择等领域。在前人基础上, 本文主要采用图像处理技术提取低能见度天气图像的特征并根据这些特征将图像进行分类, 从而构建一个支持向量机的分类器, 从而实现低能见度天气现象的自动识别。图像分类的特征有主要颜色、纹理、形状、空间关系等, 本文主要提取图像的颜色特征和纹理特征, 运用这些特征参数使得该分类器可以准确的根据图像对天气现象进行自动地识别分类。

1) 图像颜色特征的提取

颜色特征的提取和运用这些特征对图像分类的算法是图像分类的基础, 当然在选择图像特征是该特征必须是该类图像所特有并区别于其他图像, 只有这样的特征才能在图像分类中真正的将目标图像分离出来, 其次图像的特征还要能够表现出图像的直观视觉感受。图像的颜色特征往往与图像的场景和物体有关, 与其他的视觉特征相比, 它不依赖于图像本身的尺寸、方向、视角。例如, 沙尘天气图像的色调偏红或黄色, 明显区别于其他低能见度天气, 降雪天气的图像的亮度明显要高于其他的低能见度天气图像等。

2) 图像纹理特征的提取

依据灰度共生矩阵纹理的原理和提取方法, 提取能量、熵、惯性矩、相关性的均值和标准差作为最终 8 维纹理特征。

3) SVM 分类器的设计和分类实现

支持向量机的基本原则是结构风险最小化, 具有完善的数学基础和泛化性能。本文将图像分为训练集和测试集两个集合, 通过对训练集的特征提取, 逐步的构建出 SVM 分类器, 然后在测试集中测试 SVM 分类器的准确性。对于线性不可分问题, 有两种解决方式, 第一种为将线性不可分的问题强制线性化, 但是这种方法在线性化时需要引入松弛向量。另一种则是通过核函数的方法解决, 用高维德属性空间处理图像数据。通过合适的映射函数, 不可分问题在属性空间中变成线性可分的问题。属性空间中的向量的点积与输入空间的核函数对应。这一成果极大的提高了机器的非线性处理能力。目前使用的核函数主要有: 线性核函数、P 阶核函数、多层感应器核函数和 RBF 核函数。引入核函数后各式向量的内积可以由核函数代替:

$$\min Q(a) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j k(x_i, x_j) - \sum_i a_i, \quad (1)$$

$$\text{s.t. } a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n, \quad \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0. \quad (2)$$

对应的分类函数变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i k(x_i \cdot x) + b^* \right\}. \quad (3)$$

任选一个支持向量, 可以求出 b^* :

$$y_i \left[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i k(x_i \cdot x) + b^* \right] = 1. \quad (4)$$

SVM 利用核函数的方法避免了高维空间中的维度运算, 解决了算法上可能出现的“维数灾难”问题, 在构造判别函数时, 不是对原始样本做非线性变换, 然后在特征空间中求解; 而是先在输入空间比较向量, 对结果再做非线性变换。SVM 算法中有很多种不同的核函数[24], 目前研究最多的有三种: 多项式核函数, 径向基函数(RBF)以及用 Sigmoid 函数作为内积等。本文根据应验选用多项式核函数模型。

对于两类线性可分[24]的问题如图 1 所示, 分割线 1 (平面 1) 与分割线 2 (平面 2) 都可以正确的将样本分开, 即在风险为 0 的情况下, 这样的分割线(分割面)有无数多个, 但是如果有一条分割线(平面)到两类之间的间距最大, 称为最优分类线(平面)。最优分类线(平面)的置信范围最小。

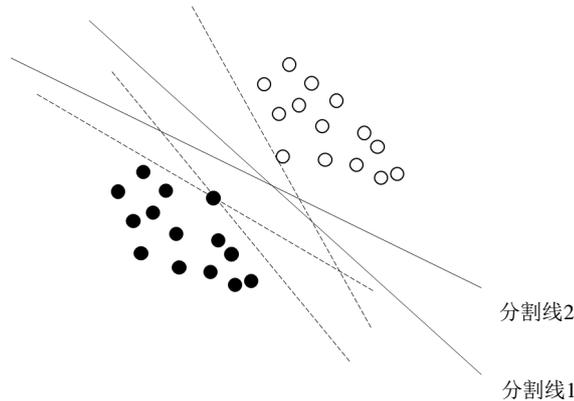


Figure 1. An example of SVM for two classes
图 1. SVM 两类线性可分示意图

设线性可分样本集为 (x_i, y_i) ($i=1, 2, 3, \dots, n$; $x \in \mathbf{R}^d$, $y \in \{-1, 1\}$ 是类别标号)。d 维空间中的线性判别函数的一般形式为 $g(x) = w \cdot x + b$, 分类面方程 $w \cdot x + b = 0$ 。决策函数为: $f(x) = \text{sgn}\{w \cdot x + b\}$ 。将判别函数归一化, 然后等比例调节系数 W 和 b , 这样求间隔最大就转化为求 $\|w\|$ 最小。

所以线性可分的问题转化为求优化问题: $\min \frac{1}{2} \|w\|^2$, 约束条件:

$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1$ 其中 $i=1, 2, \dots, n$, 为此, 定义 Lagrange 函数:

$$L(w, a, b) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \frac{dy}{dx} \sum_{i=1}^n a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1], \quad (5)$$

其中, $a_i > 0$ 为 Lagrange 函数的系数, 我们的问题是对 w 和 b 求 Lagrange 函数的极小值。

将式(5)分别对 w 和 b 求偏微分, 令他们等于 0, 就可将原来的凸二次优化问题转化如下较为简单的对偶问题, 即在约束条件 $a_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n, \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0$ 之下对 a_i 求解函数最大值。

应用 SVM 进行模式识别的主要步骤如下:

- ① 选择合适的核函数;
- ② 求解优化方程, 获得支持向量和相应的 Lagrange 算子;
- ③ 写出最优分界面的方程;
- ④ 根据 $\text{sgnf}(x)$ 的值, 输出类别。

3. 图像分类特征的提取

图像特征的提取是图像识别的关键, 图像特征的提取直接影响了图像分类的效果。图像分类问题主要有两个方法上的难点, 第一是如何选择和提取特征, 第二是应该选择怎样的模型进行训练和测试。首先, 对于选取的图像特征一定要能够将各类图像有效的、准确的区分开; 其次, 在处理图像时, 必须能保证所得到的图像特征数据确实能够代表这一类图像。

在图 2 中, 可以看出沙尘天气图像在色调上整体偏红或黄色, 明显区别于其他的低能见度天气图像, 因此从色调这一特征出发便可以将沙尘天气区分出来。

在图 3 中明显可以看出雾霾天气的饱和度较低, 图像近灰白色。

在图 4 中可以看出, 降雨图像雨水形成了一定的纹理, 降雪天气的图像整体亮度比其他天气图像要高。

但是如果你想要得到一副沙尘天气图像的色调值, 且这个值大体上能够代表沙尘天气, 你应该如何



Figure 2. An classical example of sandstorm images

图 2. 典型沙尘天气示例



Figure 3. An classical example of fog images

图 3. 典型雾霾天气示例



Figure 4. An classical example of rain and snow

图 4. 典型雨雪天气示例

处理每一个像素点的色调，使其得到的色调结果能够真实的反映这张图像。对于图像分类的问题来讲，分类的方法要用哪一种，如果选用支持向量机方法，选用什么样的核函数才能更加的适用。这些问题都是我们在本文中需要考虑的问题。

3.1. 颜色特征

颜色特征是一种全局特征，表述了图像对应景物的表面性质，这些一般的颜色特征是基于每个像素点的特征，此时图像中所有的像素点都有贡献。图像特征的提取一般运用颜色直方图或颜色距的算法，这些算法容易实现且不受图像平移和旋转的变化所影响，常用的颜色空间有 RGB、CMY、HSV、HSL、

YUY 等颜色空间, 本文主要采用 HSV 颜色空间。

HSV 颜色空间是由 A.R. Smith 等人根据人眼对颜色直观感受而创造出来的颜色空间, 它具有三个要素: 色调 H (Hue)、饱和度 S (saturation)、和亮度 V (value)。其中亮度(V)是指人眼感受到的光的敏感程度, 光能越强, 亮度越大, 图像亮度仅与图像的明暗有关, 与图像的彩色信息无关; 色调(H)是指光的颜色, 它与混合光谱中的主要光波长相联系, 不同的光波长对应不同颜色的光; 饱和度(S) [11]是指颜色的浓淡程度, 饱和度越大, 颜色越深, 如深红、深蓝, 饱和度信息、与人眼对图片颜色的感受紧密相连。从以上方面讲, HSV 空间适合处理与色彩有关的图像处理算法。但对图像的三要素来讲, 各个要素是相互独立的, 因此当我们独立感知单个要素的变化会发现色调信息是最为影响人的视觉感受的特征。HSV 颜色模式的直观性使得人们从内心更加容易接受, 因而在计算机视觉领域、图像处理等领域应用广泛。

3.2. 纹理特征

各类低能见度天气图像千变万化, 且本文提取图像的颜色特征只能表现出图像的全局信息, 但是对于降雪和雾霾图像来讲, 它们颜色种类相似, 仅仅利用颜色特征是很难将他们区分开来的, 因此, 除了选用颜色特征之外, 我们还需要提取一些可以表现出图像局部信息的特征, 本文所选特征为图像的纹理特征。

纹理特征是描述图像表面特征的一种方式, 但是它却仅仅只能表示图像的表面特征, 不能表现图像的内部属性。因此, 想要得到图像的全部特征仅仅靠图像的纹理属性是不能得到的。图像特征也有其独特之处, 即它表示的不是具体某个像素点的特性, 而是对图像某一区域进行统计运算的而得到的。因此, 这种区域性的统计往往就可以将局部的偏差掩盖或者忽略不计, 更不会因为局部的偏差而导致匹配的不成功。作为一种统计学特征, 它拥有较强的抵抗噪声的能力。常用的纹理特征提取和匹配方法有统计法、几何法、模型法、信号处理法。

灰度共生矩阵(GLCM)是纹理特征分析方法的一种典型代表, Gotlieb 和 Kreyszig 等人在研究灰度共生矩阵的各种统计特征时, 通过大量的实验, 得到了能量、熵、惯性矩、相关性四个关键特征。该方法是建立在二阶组合条件概率的基础上的, 利用灰度共生矩阵来描述纹理特征, 能够很好的利用纹理现象中的各种灰度级的空间依赖关系, 因此, 他在纹理分析中得到了广泛的应用。本文主要通过纹理特征的分析得到了图像能量、熵、惯性矩、相关性的均值和标准差的 8 维纹理特征。GLCM 是描述在 θ 方向上、相隔 d 像素距离的一对像素分别具有灰度层 i 和 j 的出现概率。显然 GLCM 是一个对称矩阵, 是距离和方向的函数, 其阶数由图像的灰度级决定, 它可以导出 14 中纹理特征[14]。尽管 GLCM 拥有重重的优点, 但是这种方法在计算上却是很昂贵, 特别耗时, 因此不断有研究者尝试对其改进。大部分的研究者采用 d 取 1, θ 取 0 度、45 度、90 度、135 度的方式对特征进行提取, 但是实际的效果确实与原来的结果大致相同, 并没有引起分类准确率的下降。

3.3. 各类天气图像的颜色特征参数的正态分布

本文中共选用了 10,000 幅低能见度天气图像共分为五个类别, 每类 1000 幅来做训练样本, 他们分别是降雨、降雪、雾霾、沙尘。剩余图像用来检验 SVM 分类器的效果, 并进行合理的评估。根据需要, 我们得到了各类低能见度天气图像的色调、饱和度、亮度的平均值(去除异常值后), 以及每张天气图像的各个像素点的方差(去除异常值后)和各类天气图像的方差的均值。其中我们将不属于区间 $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$ 的值定义为异常值, 异常值可能是有图像中人或物对光的反射产生的。

从表 1 中看出沙尘天气图像的色调均值明显与其他的低能见度天气图像有多不同, 沙尘天气图像的色调均值为 0.1083, 且色调的独立性较好, 所以色调信息可以作为一个颜色特征向量来区分沙尘天气图

Table 1. The mean of three elements
表 1. 各类天气图像的三要素平均值

	色调	饱和度	明度
雾霾	0.3390	0.1027	0.6321
降雨	0.3226	0.1202	0.5054
降雪	0.3928	0.0453	0.6863
沙尘	0.1083	0.5810	0.7339

像和非沙尘天气图像。但是，当我们注意到雾霾天气和降雨天气图像的特征分布时，色调、饱和度以及亮度的正态分布特征十分的相似，所以这三个参数不能将降雪和雾霾天气图像分离。类似的，降雨和云天阴天图像颜色特征分布中，除了色调有稍微不同外，亮度和饱和度的正态分布特征也十分的相似，因此颜色特征也不能将它们分离开。通过颜色特征的分析，我们虽然可以通过色调信息将沙尘天气图像分离出来，其次通过三种参数综合处理，将雾霾和降雪为一类，云天阴天和降雨为一类，但是降雪和雾霾天气图像，以及云天阴天和降雨还不能通过颜色特征的两个参数分开。因此，我们需要运用提取图像的纹理特征，借此将其分类。

3.4. 图像的纹理特征研究过程与结果

采用灰度共生矩阵的方法，计算样本图像的图像纹理特征。纹理特征与颜色特征一样，在图像处理和图像分析中时常的被用到，它主要指的是图像灰度或者颜色的某种变化。我们通过灰度共生矩阵的方法来计算四个共生矩阵 P ，取距离为 1，角度分别为 0° ， 45° ， 90° ， 135° ，以下结果为处理数据所得到的图像的纹理特征(表 2)。

4. 基于 SVM 的图像分类实验

在图像分类的过程中，我们之选择提取图像的主要特征，而不是直接对原始图像进行操作，是因为直接处理原始图像得到的向量维度大且不易分类。因此，提取图像的主要特征就成为了图像分类的关键。实际来讲，SVM 分类是从两类问题的分类所提出的，但是现在我们所要做的工作是对多类图像进行分类，这就需要将两类的问题扩展到多类[12]。本文主要通过三次的分类过程将 4 中低能见度天气图像分类。最后，SVM 分类器的评价标准表现为图像的识别准确率，用公式表示如下：

$$\text{准确率} = \frac{\text{识别准确的样本}}{\text{测试的全体样本}} \times 100\% \quad (6)$$

图 5 表示将四类低能见度天气分类的具体步骤，其中判别函数为具体分类时所选用的图片特征。图 5 为本次实验的具体分类步骤，其中判别条件 1 代表各类天气图像的色调的均值信息，用其作为主要的分类依据将沙尘天气图像分离，判别条件 2 代表饱和度的方差及均值信息，用其将雾霾天气分离出来，判别条件 3 用的是图像的纹理特征，主要把降雪天气图像和降雨天气图像分离。

本文共采用了 10,000 张低能见度天气图像，其中每个类别天气图像 2000 张，1000 张用来提取图像特征，建立分类器，剩下的 1000 张用来测试向量机的成果，下表 3 为是实验结果。

从实验结果来看，选取图像颜色特征和纹理特征作为图像分类参数是可行的，其中沙尘天气图像的正确识别率最高，到达 82.5%，雾霾天气图像的正确识别率最低，为 61.8%。从人们视觉的直观感受来看，雾霾天气图像与降雪天气图像整体上都呈现白色，两种天气的亮度和饱和度大致相同，这就容易将雾霾天气错判为降雪。

Table 2. The features of textures
表 2. 纹理特征表

	P_mean	E_mean	IM_mean	R_mean	P_std	E_std	IM_std	R_std
沙尘	0.0496	0.7141	0.0886	0.0889	0.0014	0.0195	0.0253	0.0014
雾霾	0.0670	0.7067	0.0315	0.1608	0.0012	0.0139	0.0077	0.0009
降雨	0.0306	0.6895	0.1126	0.0794	0.0030	0.0282	0.0315	0.0021
降雪	0.0158	0.6249	0.2431	0.0258	0.0010	0.0192	0.0565	0.0007

注: P_mean 表示能量的均值; E_mean 表示熵的均值; IM_mean 表示惯性矩; R_mean 相关性的均值; P_std 表示能量的标准差; E_std 表示熵的标准差; IM_std 表示惯性矩的标准差; R_std 表示相关性的标准差

Table 3. The tested results of SVM
表 3. 向量机分类识别测试结果

天气类型	样本个数	正确识别率
沙尘	1000	82.5%
雾霾	1000	61.8%
降雨	1000	69.6%
降雪	1000	76.4%



Figure 5. The classification and recognition process via decision tree

图 5. 基于决策树的分类识别过程

5. 分布式投票识别方法及实验分析

为进一步提高识别正确率,提高表 3 中的结果,我们根据同一地区同一时间可以获得同一天气现象下的多幅不同场景图像的特点[2] [25],提出了分布式投票识别策略。即对于四类低能见度,每一个待测试样本至少包含 3 张图像,且这些图像是属于同一个地区(比如某城市某区内,根据微型天气系统尺度理论,理论上讲图像拍摄地点的距离一般不超过 5 km)同一时间(严格来讲无法获得完全时间同步的多幅拍摄图像,但是基于低能见度天气现象的短时稳定性[2] [25],大量实验表明一般 1 小时的时差是可以忍受的,基本不会造成影响)拍摄到的同一天气现象下的多幅不同场景图像(假定为 $K(K \geq 3)$ 且为奇数),这些图像首先分别采用论文第四部分中的方法单独进行类型识别,然后进行投票决定最终识别结果。

设雨、雪、雾霾、沙尘四种天气现象的识别码分别为 $C_l(l=1,2,3,4)$ 。那么对于 $K(K \geq 3)$ 幅图像 $I_k(k=1,2,\dots,K)$,我们有

$$C = \max_{C_l} \left\{ N_l \mid N_l = \sum_{k=1}^K \text{sgn}(I_k \in C_l), l=1,2,3,4 \right\}, \quad (7)$$

其中, $\text{sgn}(I_k \in C_l) = 1$ 否则 $\text{sgn}(I_k \notin C_l) = 0$ 。

我们在大连、北京、沈阳、旅顺等城市中针对低能见度天气拍摄了若干幅图像,从中随机选取了若干样本进行测试,测试结果见表 4 所示。

Table 4. The tested results by distributed voting
表 4. 分布式投票识别实验效果

天气类别	样本个数	正确识别率
沙尘	183	97.2%
雾霾	198	95.9%
降雨	243	97.1%
降雪	164	96.9%

从表 4 可以看出, 其识别正确率均高于 95%, 远高于表 3 中单幅图像的识别正确率, 证明了我们分布式投票识别策略的有效性。需要说明的是, 样本数的选择我们采取随机策略, 以避免人为主动性造成的结果倾向偏差。

6. 结论

本文利用 SVM, 结合自动识别模式实现了对低能见度天气图像的自动识别分类。本文主要研究了图像颜色和纹理特征的提取方法和相关的内容, 实验发现了不同的特征参数对识别准确率有不可预期的影响。我们知道, 一个地区的能见度不但反映了该地区大气环境的质量, 并且与人们的生活有着密切相关的联系。大气环境能见度较低的原因与气象条件有着密切的关联, 低能见度的天气现象主要有雨、雪、雾霾、沙尘等。为了提高图像监控的实时准确性、实现低能见度天气现象的自动观测识别, 本文提出了一种基于室外单幅自然图像的低能见度天气现象识别算法, 该算法通过低能见度天气现象对图像光学信息的影响, 提取图像的对比度、饱和度、亮度等特征参数信息进行训练和分类, 在训练过程中根据各类别特征之间的距离建立分类决策树, 并为决策树构建支持向量机(SVM)分类器, 对低能见度天气进行自动分类识别。通过对互联网上的几万张低能见度天气光学图像的训练和测试, 算法对低能见度的天气现象的平均识别率可达 80%, 表明该算法基本可以实现不同类别天气的自动识别, 可以有效地替代人工天气现象识别。

重要的是, 由于摄像光学设备广泛应用和无缝覆盖, 在同一地区可能有多个不同的摄像/照相机, 可以获取同一天气现象同一时间下的不同场景图像, 然后用这些同一地点同一时间但是却为不同场景图像的各自分类识别, 最后采取投票策略决定最终的识别结果, 识别正确率高达 95% 以上。下一步工作我们将引入多尺度变换方法[26] [27], 进行多尺度上的天气现象识别。

致 谢

论文得到国家自然科学基金项目(批准号: 61002052, 61250006, 61273262, 61471412)的资助。

参考文献 (References)

- [1] 谢兴生, 陶善昌, 周秀骥. 数字摄像法测量气象能见度[J]. 科学通报, 1999(44): 97-100.
- [2] 孙学金, 王晓蕾, 李洁, 等. 大气探测学[M]. 气象出版社, 北京: 2009.
- [3] 章毓晋. 图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 165-172.
- [4] 吴立德. 计算机视觉[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993.
- [5] 宋小宁, 赵英时. MODIS 图像的云检测及分析[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(9): 1079-1083.
- [6] 霍娟, 吕达仁. 全天空数字相机观测云量的初步研究[J]. 南京气象学院学报, 2002(2): 242-246.
- [7] Xiquan, D., Patrick, M., Gerald, G.M., et al. (2002) Comparison of Status Cloud Properties Deduced from Surface, GOES, and Aircraft Data during the March 2000 ARM Cloud IOP. *Journal of the Atmospheric Science*, **59**, 3265-

3284. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(2002\)059<3265:COSECPD>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(2002)059<3265:COSECPD>2.0.CO;2)
- [8] Goodman, A.H. (1988) Henderson-Sellers A. Cloud Detection and Analysis: A Review of Recent Progress. *Atmospheric Research*, **21**, 203-228. [http://dx.doi.org/10.1016/0169-8095\(88\)90027-0](http://dx.doi.org/10.1016/0169-8095(88)90027-0)
- [9] 师春香, 吴蓉璋, 项续康. 多阈值和神经网络卫星云图自动分割实验[J]. 应用气象学报, 2001, 12(1): 70-78.
- [10] Yamashita, M., Yoshimura, M. and Nakashizuka, T. (2004) Cloud Cover Estimation Using Multitemporal Hemisphere Imageries. *Proceedings of 7th Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS04)*, Istanbul, 818-821.
- [11] Souza-Echer, M.P., Pereir, A.E.B., Bins, L.S., *et al.* (2006) A Simple Method for the Assessment of the Cloud Cover State in High Latitude Regions by a Ground-Based Digital Camera. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **23**, 437-447. <http://dx.doi.org/10.1175/JTECH1833.1>
- [12] 胡树贞, 马舒庆, 陶法, 等. 基于红外实时阈值的全天空云量观测[J]. 应用气象学报, 2013, 24(2): 179-188.
- [13] Yang, Y.-X. and Hu, X.-H. (2009) Miriam PWD20 Visibility and Comparative and Analysis of Visibility and Visual. *Journal of Lanzhou University: Natural Science*, **45**, 61-63.
- [14] Steffens, C. (1949) Measurement of Visibility by Photographic Photometry. *Industrial Engineering Chemistry*, **41**, 2396-2399. <http://dx.doi.org/10.1021/ie50479a015>
- [15] Legal, T., Legal, L. and Lehn, W. (1994) Measureing Visibility Using Digital Remote Videocameras. *American Meteorological Society*, 87-89.
- [16] 安明伟, 陈启美, 郭宗良. 基于路况视频的气象能见度检测方法与系统设[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(5): 1148-1153.
- [17] 李勃, 董蓉, 陈启美. 无需人工标记的视频对比度道路能见度检测[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2009, 21(11): 1575-1582.
- [18] 谢兴生, 陶善昌, 周秀骥. 数字摄像法测量气象能见度[J]. 科学通报, 1999, 44(1): 97-100.
- [19] Lu, C., Lin, D., Jia, J. and Tang, C.-K. (2014) Two-Class Weather Classification. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Columbus, 23-28 June 2014, 3718-3725. <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2014.475>
- [20] 李骞, 范茵, 张璟, 李宝强. 基于室外图像的天气现象识别方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(6): 1-2.
- [21] 吴小季. 基于 SVM 图像分类方法的研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2011.
- [22] 魏志静. 基于人工神经网络的分类方法研究及其在个人信用评估中的应用[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东师范大学, 2007.
- [23] 孙秀亮. 基于属性加权的选择性朴素贝叶斯分类研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [24] 许国根, 贾瑛. 模式识别与智能计算的 MATLAB 实现[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 125-130.
- [25] 朱乾根. 天气学原理和方法[M]. 南京: 南京气象出版社, 1992.
- [26] Xu, G., Wang, X. and Xu, X. (2009) Improved Bi-Dimensional EMD and Hilbert Spectrum for the Analysis of Textures. *Pattern Recognition*, **42**, 718-734. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2008.09.017>
- [27] Xu, G., Wang, X. and Xu, X. (2012) On Analysis of Bi-Dimensional Component Decomposition via BEMD. *Pattern Recognition*, **45**, 1617-1626. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2011.11.004>

期刊投稿者将享受如下服务：

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：jisp@hanspub.org