

## 图像能量与对比度的霾检测算法

孔 明, 杨天琪, 单 良, 郭天太, 王道档, 徐 良

(中国计量大学 计量测试工程学院, 浙江 杭州 310018)

**摘 要:** 针对目前霾检测方法实时性差且成本较高的问题, 提出一种基于图像能量与对比度的霾检测方法。首先, 对 CMOS 相机拍摄的图像进行预处理。由于相机受外界影响会出现轻微摆动, 故需对图像进行配准; 其次, 在图像的关键区域中获取目标与水平天空背景的对比度和图像能量两个特征向量; 再次, 将对比度、图像能量、环境湿度作为输入, 将激光粒子计数器测得的实时 PM10 浓度作为输出, 进行支持向量回归训练, 建立图像和 PM10 浓度间的关系模型; 最后, 根据得到的模型计算待测图像所对应的 PM10 浓度。将该方法检测的 PM10 浓度与激光粒子计数器测得浓度值进行对比, 实验表明该方法检测结果的平均相对误差在 10% 以内, MSE 为 0.006 2, 表明预测值与真值拟合程度较好, 模型检测的精度较高。在此基础上增加训练样本可进一步提高模型精度。此外, 该方法可针对不同待测环境建立相应的关系模型, 具有较强的灵活性。

**关键词:** 图像处理; 霾; 对比度; PM10; 支持向量回归机

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0826001

## Haze detection algorithm based on image energy and contrast

Kong Ming, Yang Tianqi, Shan Liang, Guo Tiantai, Wang Daodang, Xu Liang

(School of Measurement and Testing Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In view of the poor real-time performance and high cost of haze detection methods, a method based on contrast and image energy was proposed to detect the haze. Firstly, the images taken by the CMOS camera were preprocessed. The image has some slight swing because the camera has been disturbed by the external environment, so the images were registered. Secondly, in the critical region of the image, two contrast vectors of contrast and image energy were obtained. Thirdly, the contrast, image energy and ambient humidity were taken as input, and the real-time PM10 concentration measured by the laser particle counter was used as the output. The relational model between input and output was constructed by training support vector regression(SVR). Finally, the PM10 concentration of the image was calculated using the model. The PM10 concentration detected by this method was compared with that measured by laser particle counter. The average relative error was less than 10% and MSE was 0.006 2, which indicates that the fitting degree between the predicted value and the true value is good and the accuracy of the model was high. On this basis, increasing the training samples can improve the model

收稿日期: 2018-03-13; 修订日期: 2018-04-17

基金项目: 国家自然科学基金(51476154, 51404223); 浙江省自然科学基金(LY13E060006, LQ14E060003)

作者简介: 孔明(1978-), 男, 教授, 博士, 主要从事光学测量、精密仪器方面的研究。Email: mkong@cjlu.edu.cn

accuracy. Moreover, the method can establish the corresponding relation model for different environment to be tested, which has strong flexibility.

Key words: image processing; haze; contrast; PM10; support vector machine for regression

## 0 引言

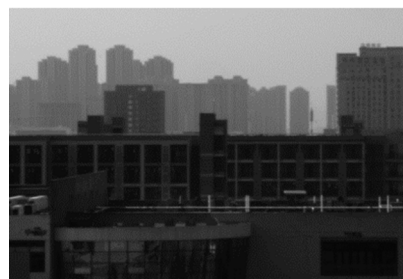
依照 2010 年颁布的中华人民共和国气象行业标准《霾的观测和预报等级》中的规定,霾是“大量极细微的干尘粒等均匀地浮游在空中,使水平能见度小于 10 km 的空气普遍混浊现象”。随着国家的进一步建设,工业污染、建筑污染、尾气排放情况愈演愈烈,霾情况日益严重。霾不仅对人类的健康产生造成危害,霾的加剧甚至会导致农业生产力降低并增加人类生存成本<sup>[1]</sup>。实时准确的霾检测,对生活、交通和农业生产都具重要且现实的意义。

目前对霾检测的研究方向主要有两种:一种是对大气中的颗粒物浓度或颗粒数进行检测。主要是以米氏散射理论为基础的光散射法,激光在对不同粒径的颗粒物照射时会出现不同分布的散射光,再利用散射光强反演出粒径并计算大气中的颗粒物浓度<sup>[2-3]</sup>,该方法实时性较强且结果精度较高,但其缺点是成本较高只能在特定的观测点进行部分区域的大气颗粒物的监测,较难实现对全部区域进行全面覆盖的实时霾监测;另一种是利用遥感手段对霾进行全面监测和一定时间内的预测。该方法将卫星获取的遥感信息加以处理,模拟各种漂浮颗粒物在大气内的输送、扩散、化学反应气溶胶的形成和颗粒物的沉降等过程,计算出一定时间内各中大气污染物随时间的变化趋势<sup>[4]</sup>,从而对霾进行预测。该方法监测霾则具有成本较高、模型复杂的缺点。

由于霾天气下颗粒物的增多会使大气气溶胶分子对光波的吸收和散射的作用增强,阻碍光波在空气中的传播,进而造成能见度的降低<sup>[5]</sup>。人眼可对受霾污染图像中不同霾程度进行大致分辨,因此,可以通过对数字图像的分析来模仿人眼对外界的感知。故文中提出对数字摄像机拍摄的图像进行分析处理,从图像中提取出能够表征霾程度的特征,将图像特征和表征霾程度的 PM10 浓度一起进行监督学习,建立针对当前环境的霾回归模型,实现通过图像分析得到 PM10 浓度的功能。

## 1 特征的选取

图 1 是在不同霾天气下对同一目标采集的图像,图中 3 幅图像所对应的 PM10 浓度值分别为 43.3  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ , 164.1  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  和 355.2  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 。从图 1 中可以看出,随着 PM10 浓度的增大,图像中纹理细节减少,建筑物与天空背景的视亮度对比度也逐渐降低,当 PM10 浓度是 355.2  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  时,远处建筑群已经无法从背景中分辨出来。



(a) PM10 浓度为 43.3  $\mu\text{g}/\text{m}^3$

(a) PM10 concentration is 43.3  $\mu\text{g}/\text{m}^3$



(b) PM10 浓度为 164.1  $\mu\text{g}/\text{m}^3$

(b) PM10 concentration is 164.1  $\mu\text{g}/\text{m}^3$



(c) PM10 浓度为 355.2  $\mu\text{g}/\text{m}^3$

(c) PM10 concentration is 355.2  $\mu\text{g}/\text{m}^3$

图 1 不同 PM10 浓度值的图像对比

Fig.1 Image comprison of different PM10 concentrations

要实现通过图像分析计算 PM10 浓度的关键是找到能够正确表征 PM10 浓度的特征, 即与 PM10 浓度呈强相关性的特征, 相关性越强对 PM10 的拟合效果越好。通过对多张受不同程度霾影响的自然图像提取的多种统计特征进行分析对比, 得出与 PM10 浓度相关性最强的两种特征分别为对比度和能量。故将远处建筑群和天空背景的对比度作为第一个主要特征, 将描述纹理的能量作为第二个主要特征。此外, 由于环境湿度过高会造成能见度的降低, 故将环境湿度作为第三个特征。

### 1.1 对比度

早在 1924 年, Koschmoeder 就提出了目前被广泛使用的 Koschmoeder 模型<sup>[6]</sup>。该模型以天空为背景, 对距离观测点 L 处的物体进行观测, 观测到的物体视亮度  $B_t$  公式如下:

$$B_t = B_{t0}e^{-\sigma L} + (1 - e^{-\sigma L})B_{g0} \quad (1)$$

式中:  $B_{t0}$  为该物体表面固有亮度;  $B_{g0}$  为天空背景亮度;  $\sigma$  为气溶胶的消光系数;  $e^{-\sigma L}$  为大气透射率。

当无限远天空的视亮度与其固有亮度相等, 即  $B_g = B_{g0}$ , 即有:

$$\frac{B_t - B_g}{B_g} = \frac{B_{t0} - B_{g0}}{B_{g0}} e^{-\sigma L} \quad (2)$$

设视亮度对比度为 C, 则有:

$$C = \left| \frac{B_t}{B_g} - 1 \right| = \left| \frac{B_{t0}}{B_{g0}} - 1 \right| e^{-\sigma L} \quad (3)$$

可见, 当观测距离 L 固定时, 视亮度对比度 C 与大气透射率  $e^{-\sigma L}$  正相关, 大气透射率越高, 能见度越高<sup>[7]</sup>。霾程度与能见度成反比, 当霾大到一定程度即对比度降低到某一临界值时, 人眼无法准确分辨出物体和天空背景。故取对比度 C 作为表征图像变化的特征。

文中计算时用灰度值来表征图像亮度, 用物体表面平均灰度  $H_t$  表征物体视亮度  $B_t$ , 天空背景的平均灰度  $H_g$  表征天空的视亮度  $B_g$ 。平均灰度表示为:

$$H = \frac{\sum_{(m,n)} f(m,n)}{N_v} \quad (4)$$

式中:  $N_v$  是目标物像素个数;  $m, n$  是相元坐标。

由于文中引入支持向量回归机建立模型, 旨在建立图像与 PM10 间的关系, 无需得到准确的亮度对比度值, 故用灰度比  $H_t/H_g$  近似表征亮度对比度 C。

### 1.2 图像能量

霾程度不同时, 图像的复杂程度也随之变化, 从图 1 中可以看出霾情况越严重, 图像整体越模糊, 图像中能够分辨出的清晰的轮廓越小, 图像纹理特征越少。可见纹理特征的清晰程度与霾程度成反比。

纹理特征在图像中是一种基本的、易被生物视觉辨识的特征。然而由于其没有明确的定义, 在机器视觉中纹理特征的识别主要通过对图像灰度变化规律的量化来实现。在众多描述纹理的方法中, Haralick 等在 1973 年提出的灰度共生矩阵 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM) 方法的应用最为广泛, 具有适应能力强和鲁棒性好的特点<sup>[8]</sup>。GLCM 是对原灰度图像的二次统计, 通过计算在  $\theta$  方向上距离为 d 的两个相元之间特定灰度差值出现的概率, 可表示为:

$$P(i, j, d, \theta) = \{[(x, y), (x + Dx, y + Dy)] f(x, y) = i, f(x + Dx, y + Dy) = j\} \quad (5)$$

式中:  $x, y = 0, 1, 2, \dots, n-1$  是图像的像元坐标;  $i, j = 0, 1, \dots, L-1$  是灰度级;  $Dx, Dy$  是位置偏移量  $\theta$  为矩阵生成方向, 一般取  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  四个方向。归一化后各点频度值为  $p(i, j) = P(i, j)/R$ , R 是归一化常数。

构造灰度共生矩阵 (记为 W 阵) 时, 需根据图像特点选择不同的距离 d 和灰度量级。方向  $\theta$  一般四个方向都计算, 然后取各方向的平均值作为最终纹理分量。实验结果表明: 当  $d=4$ , 灰度量级为 32 时, 图像能量特征对文中图像的描述效果最好。能量 ASM (Angular Second Moment) 表示为:

$$ASM = \sum_{i,j=1}^N p^2(i, j | d, \theta) \quad (6)$$

能量用来表征灰度分布的均匀程度和纹理的粗细程度, 当图像越均匀时, 能量的值越大。

### 1.3 环境湿度

霾是空气中的干尘粒造成的能见度下降现象, 雾是相对湿度达到饱和造成能见度下降, 二者都会导致能见度下降。单纯利用视觉对能见度的分析, 难以对雾和霾进行区分较为准确的区分。

《霾的观测和预报等级》中明确规定, 当环境中相对湿度小于 80% 时, 霾对能见度的下降起主要作用; 当相对湿度大于 80% 时, 需进一步判定。故在检测霾的同时需对环境湿度进行检测, 当湿度大于

80%时,图像分析无法作为判定霾的方法,不作分析。

## 2 图像能量与对比度的霾检测算法

每引入一个新的观测场景时,需针对新场景建立分析模型。文中提出的霾检测算法,分别为样本采集,特征提取、模型训练和 PM10 浓度测量。

### 2.1 样本采集

样本采集主要是对图像、湿度和 PM10 浓度 3 类数据进行采集。

(1) 图像采集:针对同一新场景,需每天在相同时间相同地点对相同目标进行图像采集。为了使图像能够较好的反映霾对大气的影响,需选择与天空背景亮度差异较大、边缘特征明显、受霾影响较大且相对静止的近似黑体的目标物作为采集图像的主体进行图像采集;

(2) 湿度采集:在采集每张图像的同时用湿度计对环境湿度进行采集;

(3) PM10 浓度采集:在采集每张图像的同时用粒子计数器对能表征实时霾程度的 PM10 浓度进行采集。

### 2.2 特征提取

该算法需对采集的每张图像进行特征提取,为避免图像采集系统发生轻微抖动造成的图像移位,需在提取特征前需进行图像配准,图像配准后提取感兴趣区域(Region of Interest, ROI),在 ROI 中进行特征提取,提取对比度和能量。

首先,进行图像配准,由于图像主体的目标区域受霾影响较大,PM10 浓度越大建筑边缘越难以分辨,图像配准需要的特征点难以准确提取,故需对图像下部距离观测点较近且受霾影响较小的区域作为为图像配准的基准图像。同时,选择受霾影响较大的区域作为 ROI,根据图像特点选择 ROI 的个数,并记录 ROI 的坐标信息。如图 2 所示,上方白色框线区域均可作为提取特征的 ROI 区域,下方白色区域为受霾影响较小的基准图像。

然后,分别提取基准图像和待配准图像的尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)特征,利用两图像 SIFT 特征向量间的欧式距离来判断特征点的相似度判定度量<sup>[9]</sup>。取正确匹配点的坐标差均值作为待配准图像的位移量  $\delta$ ,将待

配准图像平移  $-\delta$  完成图像配准。根据 ROI 的坐标信息提取每张配准图像的 ROI,并存入数据库。

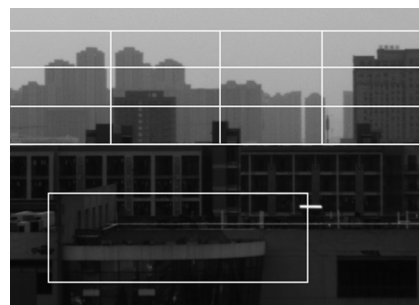


图 2 区域选取示意图

Fig.2 Regional selection diagram

最后,对选取的 ROI 图像进行特征提取,分别提取每个 ROI 中的对比度和能量,为下一步的模型训练提供足够数据。

### 2.3 模型训练

利用已有数据建立回归方程或回归模型的方式有多种,例如最小二乘回归、多元线性回归、人工神经网络和支持向量回归机等。其中,支持向量回归机(Support Vector Machine for Regression, SVR)是 Vapnik 等人在支持向量机分类的基础上引入不敏感损失函数  $\epsilon$  得到的一种有监督的机器学习算法<sup>[10]</sup>。

文中将能量、灰度比和环境湿度作为 SVR 训练中的自变量,将数据采集时得到的 PM10 浓度作为训练中的因变量进行有监督模型训练。SVR 通过核运算将在低维空间难以处理的数据转换到高维空间,在高维空间中对将问题转化为容易求解的线性问题,得到一个与所有数据的距离都最小的高维曲面。具体方法如下。

(1) 设在高维特征空间中建立的线性回归函数为:

$$f(x) = w\Phi(x) + b \quad (7)$$

式中:  $f(x)$  回归函数返回的预测值,即预测的 PM10 浓度值;  $\Phi(x)$  为非线性映射函数,待求  $w, b$ 。

(2) 引入定义为不敏感损失函数的参数  $\epsilon$ :

$$L(f(x), y, \epsilon) = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \epsilon \\ |y - f(x)| - \epsilon, & |y - f(x)| > \epsilon \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $y$  为对应的真实值,即测得的 PM10 浓度值。

引入松弛变量  $\zeta_i$  和  $\zeta_i^*$ , 将上述寻找  $w, b$  的约束化问题用数学语言描述,可表示为:

$$\begin{cases} \min \frac{w^2}{2} + C \sum_{i=1}^l (\zeta_i + \zeta_i^*) \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i - w\Phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \zeta_i, \quad i=1,2,\dots,l \\ -y + w\Phi(x_i) + b \leq \varepsilon + \zeta_i^* \\ \zeta_i \geq 0, \quad \zeta_i^* \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中： $C$  为惩罚因子，用来控制惩罚程度， $C$  越大，对训练误差大于  $\varepsilon$  的样本惩罚越大。

(3) 对公式(9)的进行求解，求出  $w, b$  即可得出回归模型  $f(x)$ ，具体求解方法不再赘述。

### 2.4 PM10 浓度检测

模型训练完成后即可根据上文步骤对相同场景的图像进行 PM10 浓度检测。按照前面流程对图像进行处理并提取图像特征值，将对比度、能量和湿度作为输入代入模型中，即可得到 PM10 浓度的预测值。

## 3 实验及结果分析

### 3.1 数据准备及预处理

文中的实验数据采集于杭州市下沙开发区，实验过程中杭州地区正处于霾高发时期，每天都有不同程度的霾，有利于实验数据采集。图像由 CMOS 工业相机对距观测点较远的固定建筑物进行自然图像采集，整个实验过程中相机角度保持不变；实时 PM10 真值由半导体激光粒子计数器采集；环境湿度由湿度计采集。由于光照不足会对图像质量造成直接影响，故每天从 8:00~16:00，每隔 15 min 对 PM10 浓度，自然图像，环境湿度的进行一次实时采集，如遇到下雨或环境湿度大于 80% 则暂停采集。

针对文中采集图像的特点，将距观测点较远且距离不同的两个建筑所在区域选作两个感兴趣区域 (ROI)，如图 3 所示，图片左侧白框框内为 ROI1，右

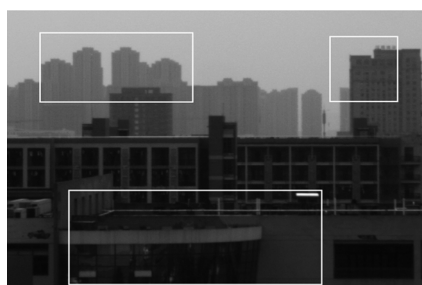


图 3 ROI 选取示意图

Fig.3 ROI selection diagram

边白框内为 ROI2。以图片下方白框作为基准图像对所有图像进行配准后，对每个 ROI 取灰度比和能量。将 ROI1 能量、ROI1 灰度比、ROI2 能量、ROI2 灰度比和环境湿度五维数据作为 SVR 训练中的自变量，PM10 浓度作为因变量。从全部 942 组样本中随机抽取 910 组样本做为训练集，用来训练回归模型，剩余 30 组样本作为测试集，用来判断回归模型的精确度。

SVR 的训练选用应用较为广泛的 LibSVM 软件包在 MATLAB 上进行实现。其中，核函数选择了非线性映射效果和泛化能力均较好的径向基函数 (Radial Basis Function, RBF)。利用 K-CV 交叉验证法从训练集中寻找最佳参数  $c$  (惩罚参数) 和  $g$  (核函数参数)。参数三维视图如图 4 所示。

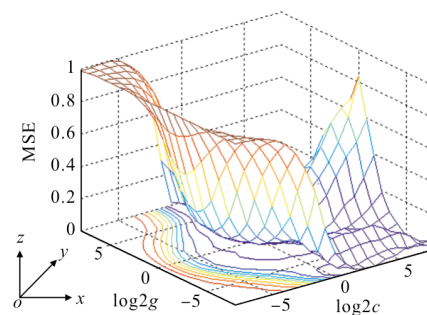


图 4 参数选择结果图(三维视图)

Fig.4 Parameter selection result(3D)

图 4 是利用 K-CV 交叉验证法对不同的  $c, g$  取值结果进行对比的三维图像。图中  $x$  轴表示  $c$  取以 2 为底的对数值； $y$  轴表示  $g$  取以 2 为底的对数值； $z$  轴是均方误差 (MSE)，MSE 越小，建立的模型精度越高。图 5 是不同  $c, g$  取值得到结果三维视图对应的等高线图，可以通过不同的 MSE 取值得到对应的  $c, g$  值， $c, g$  取 MSE 最小时对应的值。当 MSE 有相

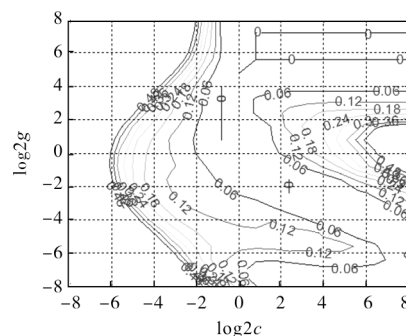


图 5 参数选择结果图(等高线图)

Fig.5 Parameter selection result(contour map)

同的最低值时,取参数  $c$  取值最小的那一组为最优值,经计算得出最小  $MSE=0.0577$ , 相对应的  $c=0.5743, g=3.0314$ 。

### 3.2 实验结果及分析

衡量一个回归模型主要要看模型泛化能力的强弱,故该实验模型评价的具体方法为,将训练集的输入带入模型内对  $PM_{10}$  浓度进行预测。用预测值与  $PM_{10}$  浓度真值间的均方误差 (Mean Squared Error,  $MSE$ ) 和相对误差 (Relative Error,  $RE$ ) 来判断模型的准确性。 $MSE$  可以评价预测数据相对于真值的变化程度,  $MSE$  的值越小预测模型的精确度越高;  $RE$  可以评价预测值与真值的偏离程度,  $RE$  越小说明模型的泛化能力越好。

$$RE = \left| \frac{\text{observed}_t - \text{predicted}_t}{\text{observed}_t} \right| \times 100\% \quad (10)$$

拟合模型对测试集的预测值和测试集中  $PM_{10}$  浓度真值的对比如图 6 所示。

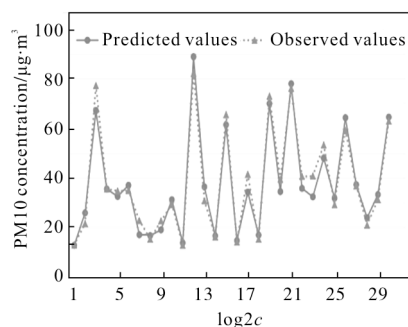


图 6 预测值与真值对比

Fig.6 Comparison of predicted value and observed value

图 6 中实线是  $PM_{10}$  浓度预测值,虚线是  $PM_{10}$  浓度真值。从图中也可以看出预测值与原始数据拟合程度较好。 $PM_{10}$  浓度真值与预测结果之间的  $MSE=0.0062$ ,呈强相关性。30 组对比数据中,预测值与真值间最大相对误差为 25.46%,最小相对误差为 0.09%。平均相对误差为 9.89%,预测结果准确性较好,说明文中提出的方法能够较好地通过对图片的分析检测出当时环境的  $PM_{10}$  浓度。

该方法还可以通过增加训练样本来进一步优化回归模型,降低平均相对误差,增加霾检测的准确性。

## 4 结论

文中提出了一种基于图像处理和 SVR 相结合

的霾检测方法,只需提前对当前场景数据采集和建模,就能够建立针对不同环境的霾检测模型。实验证明该方法可行性较强,对  $PM_{10}$  浓度的预测结果与粒子计数器测得  $PM_{10}$  浓度进行对比,两者间  $MSE$  为 0.0062 具有强相关性,平均相对误差绝对值为 9.89%,预测结果较为准确。由于监控摄像机的普及,该方法可以直接与现有监控摄像系统结合,不仅大大降低了霾检测的硬件成本,而且扩大了对霾的监测范围,能够实现多区域的实时霾检测。该方法较传统测霾方法具有更高的针对性和准确性,为基于数字图像的霾检测奠定了基础。

### 参考文献:

- [1] Wu Dan, Yu Yaxin, Xia Junrong, et al. Long-term variation in haze days and related climatic factors in Nanjing [J]. Journal of Nanjing Institute of Meteorology, 2016, 39(2): 232-242. (in Chinese)
- [2] Finsy R, Deriemaeker L, Geladé E, et al. Inversion of static light scattering measurements for particle size distributions [J]. Journal of Colloid and Interface Science, 1992, 153(2):337-354.
- [3] Cao Lixia. Research on measurement technology of particle size based on static light scattering [D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2015. (in Chinese)
- [4] Fan Jiao, Guo Baofeng, He Hongchang. Retrieval of aerosol optical thickness with MODIS data over Hangzhou [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 9-17. (in Chinese)
- [5] Lu Lipeng, Wang Bin, Liu Hui, et al. Haze pollution level detection method based on image gray differential statistics [J]. Computer Engineering, 2016, 42(1): 225-230. (in Chinese)
- [6] Steffens C. Measurement of visibility by photographic photometry [J]. Industrial Engineering Chemistry, 1949, 41(11): 2396-2399.
- [7] Han Mingmin. High waility detecting technology based on video images[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016. (in Chinese)
- [8] Harris C G, Stephens M J. A combined corner and edge detector[C]//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference Manchester, 1988: 147-151.
- [9] Xu Xi, Yin Xucheng, Li Yan, et al. Visibility measurement with image understanding [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(6): 543-551. (in Chinese)
- [10] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.