

基于自然统计特征分布的 交通图像雾浓度检测

温立民, 巨永锋, 闫茂德
(长安大学电控学院, 陕西西安 710064)

摘要: 针对交通场景图像去雾中缺乏有效浓度检测的不足, 提出基于自然统计特征分布的雾浓度检测算法. 首先, 将待检图像分为 $P \times P$ 大小的子块; 其次, 建立图像局部对比度及熵的自然统计特性向量, 求解待检图像和标准图像子集间最佳期望及协方差的最大似然估计; 最后, 分别计算待检图像与有雾和无雾标准子集间的马氏距离, 以二者的比值 D 作为场景雾浓度的度量. 通过同一场景不同浓度等级和不同场景不同雾浓度等级的图像测试, 表明算法 D 值能正确反应雾浓度的变化趋势; 通过与标准主观评价法 (MOS) 比较, 表明二者呈现近似的线性, 相关系数可达 0.97, 远高于归一化亮度系数 (MSCN) 的 0.56; 通过与 PM2.5 比较, 表明算法能准确的评定雾浓度等级.

关键词: 雾; 图像处理; 浓度; 对比度; 熵

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)08-1888-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.08.012

Inspection of Fog Density for Traffic Image Based on Distribution Characteristics of Natural Statistics

WEN Li-min, JU Yong-feng, YAN Mao-de

(School of Electronic & Control Engineering, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710064, China)

Abstract: Concerning low efficiency detection for foggy density in traffic image, a novel algorithm was proposed to check foggy density based on distribution characteristics of natural statistics. Firstly, foggy images were partitioned as $P \times P$ pixel patches by method of the maximum overlap count. Secondly, featured function vector for local contrast and entropy was created and maximum likelihood estimation between tested image and two standard image corpuses were respectively computed. Finally, Mahalanobis-like Distances (MD) between foggy image and corpus of standard foggy image or fog-free image were achieved, and the ratio of two values could be used to measure the foggy density. Simulation shows that the value D can respond the varied tendency to density for same scene with difference density or different scene with different density. Correlation coefficient up to 0.97 between this algorithm and mean opinion scores (MOS) method indicate high linear about them and the coefficient is larger than 0.56 between mean subtracted contrast normalized (MSCN) and MOS. Comparison to PM2.5 shows that this algorithm can be used to evaluate the level for fog density.

Key words: fog; image processing; density; contrast; entropy

1 引言

雾和霾对司机视线、驾驶辅助系统 (Advanced Driver Assistance Systems, ADAS) 和交通监控 (Traffic Monitor, TM) 产生影响, 从而给交通安全特别是高速公路行车安全带来严重威胁. 我国是雾的多发区, 特别是西南诸省, 甚至有的地区一年中超过了 70 天^[1], 因此对雾实

现有效预警和预报显得尤为重要.

目前许多学者已经从事相关研究, 但大多是关注于如何去“雾”, 而在雾的大小或浓度检测上仍显不足, 如 Miital 等人^[2] 利用归一化亮度系数法 (MSCN), Pomerleau 等^[3] 人利用参照物 (如道路, 交通标识等), Nayar 等^[4] 人利用多幅雾图像, Schechner 等人^[5] 利用旋转滤波器, Ancuti 等^[6] 等利用图像融合实现雾浓度检测,

并取得了显著效果,但这些都是针对如何去雾,而交通场景下人们更关注的是现场是否有雾和雾的大小,是否对行车安全产生威胁.因此本文从自然场景统计特性出发,提取基于对比度和图像熵的多维特征向量,建立图像特征多维高斯分布(Multivariate Gaussian, MVG)函数,求解待测图像与标准图像库(LIVE 数据库^[8])图像特性函数间的期望及协方差的似然估计,计算二者间的马氏距离(Mahalanobis-like Distance, MD)^[7],以马氏距离的比作为场景雾浓度的度量.

2 自然统计特征的分析与向量提取

雾对图像的退化作用主要表现为局部对比度和局部熵的变化,局部对比度体现的是图像幅值差异,局部熵反映图像局部区域信息量的多少.因此本文引入局部对比度和局部熵统计特征实现雾浓度检测.公式如下:

$$C = \sum_{\delta} \delta(i,j)^2 P_{\delta}(i,j) \quad (1)$$

$$IE_k(i,j) = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{i,j} \cdot \log(P_{i,j}) \quad (2)$$

公式(1)为对比度^[9];公式(2)为信息熵^[10,11].对比度公式中: $\delta(i,j) = |i-j|$,表征相邻元素幅度差值; $P_{\delta}(i,j)$ 为幅度差值为 δ 的概率.信息熵公式(2)中 $P_{i,j}$ 是图像中像素在 (i,j) 点概率, M,N 为局部区域尺度.

实验发现图像局部对比度和熵会随浓度的变化而发生偏移,如图1所示(图1(a)~图1(d)为原图,图1(e)~图1(j)局部对比度统计,图1(h)~图1(j)局部熵统计).从图1(e)~图1(j)可知,随着雾浓度增加,局部对比度和熵峰值都会向左移,且分布范围变窄,边缘倾斜斜率增大.基于上述雾浓度与对比度及熵之间的关系,可建立局部对比度、熵及其相对应倾斜度的多维特征向量 $\mathbf{X} = [f_1, f_2, f_3, f_4]^T$,其中: f_1 为局部对比度值, f_2 为局部对比度倾斜, f_3 为局部熵, f_4 为熵的倾斜.

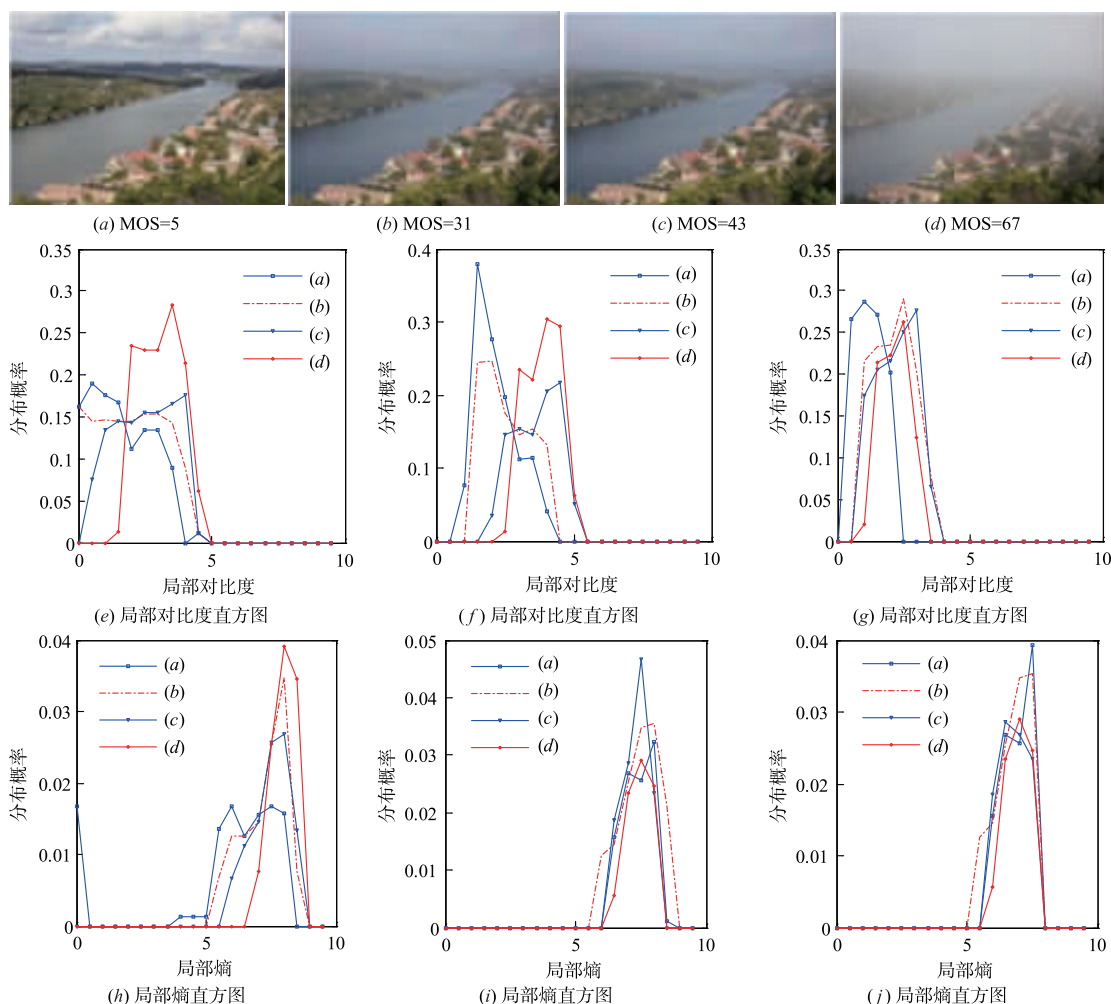


图1 雾对对比度及熵的影响

3 基于 MVG 的均值与协方差矩阵估计

由统计学知,多元 MVG 分布函数如公式(3)所示:

$$\text{MVG}(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})\right] \quad (3)$$

式(3)中, \mathbf{X} 为特征向量, $\boldsymbol{\mu}$ 为期望, $\boldsymbol{\Sigma}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ 分别为 $D \times D$ 的协方差矩阵及其逆矩阵, $|\boldsymbol{\Sigma}|$ 为协方差矩阵行列式的值.

如果式(3)中多元数组 \mathbf{X} 中为第1节所述特征向量,则有:

$$\left\{ \begin{aligned} \text{MVG}(f_1) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(f_1-\bar{\boldsymbol{\mu}})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(f_1-\bar{\boldsymbol{\mu}})\right] \\ \text{MVG}(f_2) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(f_2-\bar{\boldsymbol{\mu}})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(f_2-\bar{\boldsymbol{\mu}})\right] \\ &\dots \\ \text{MVG}(f_4) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(f_4-\bar{\boldsymbol{\mu}})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(f_4-\bar{\boldsymbol{\mu}})\right] \end{aligned} \right. \quad (4)$$

据统计学知识,通过式(4)可求解数组的均值与协方差矩阵的最大似然估计 $\bar{\boldsymbol{\mu}}$ 和 $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}$.

4 基于马氏距离的雾浓度计算

4.1 图像 D 值计算

马氏距离是一种与尺度无关的计算两个未知样本集的相似度方法,马氏距离公式可表示为^[12]:

$$D_x(\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \boldsymbol{\Sigma}_1, \boldsymbol{\Sigma}_2) = \text{sqrt}\left((\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \left(\frac{\boldsymbol{\Sigma}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_2}{2}\right)^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)\right) \quad (5)$$

式中 $\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2$ 是不同两样本均值, $\boldsymbol{\Sigma}_1, \boldsymbol{\Sigma}_2$ 为其对应的样本方差.如果两个样本的均值和方差已知,则样本间的马氏距离可通过式(5)计算得出.本文所建立的两个样本一个是待检测雾图像样本,另一个是两个标准图像子集(Corpus)之一(两个子集分别由 LIVE 图像数据库中 100 幅有雾图像和 100 幅无雾图像组成),因此需要计算的马氏距离(MD)有两个:待测图像与有雾图像集间的距离($D_{fog-free}$)和待测图像与无雾图像集间的距离(D_{fog}),具体的步骤如下,流程如图 2 所示.

(1)将样本图像分成大小为 $P \times P$ 像素的图像子块.由 1,2 节可知,雾对图像退化作用主要表现在局部对比度及局部信息熵的变化,因此可以以对比度和熵为特征建立特征向量分别作用于待检图像和标准图像

子集来求解矩阵的最大似然估计.

(2)计算 D_{fog} :用 4 个图像特征统计函数 f_1, f_2, f_3 和 f_4 分别作用于待检图像和 100 幅无雾图像各个子块,将特征向量和所对应的处理结果代入式(3)中,可得如式(4)所示的方程组,分别求解待检图像和无雾图像子集均值和协方差的最大似然估计.

(3)将步骤(2)中所求得的均值和协方差估计代入式(5)中,即可计算出 D_{fog} .

(4)同理,结合步骤(2)和步骤(3)的方法可计算出待检图像与有雾图像集的距离 $D_{fog-free}$.

(5)计算 D 值:

$$D = \frac{D_{fog}}{D_{fog-free} + 1} \quad (6)$$

由式(6)知, D 值反映的是待检图像与两个标准集间的比,并非实际物理意义上浓度测量,但因其能表征视场雾浓度的大小,所以, D 值可以作为雾浓度的度量.

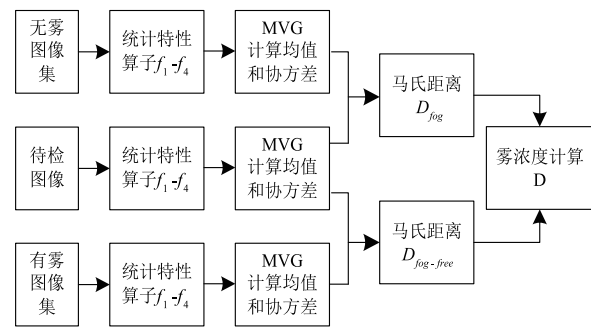


图2 马氏距离比(D值)计算流程

4.2 子块选取

上述 4.1 节所述图像子块分割是影响算法结果重要因素,过大或过小都会带来人为误差,因此本文提出子块重复数最大的搜索算法实现子块分割.步骤如下:

(1)将图像分成 $P \times P$ 像素($(P|P \in (4, 160)) \cap (P \in R)$)(搜索初值 4),则对于一个大小为 $M \times N$ 的待测图像,可分为 $(l \times r)$ 个子块:

$$\begin{cases} l = \text{mod}\left(\frac{M}{P}\right) \\ r = \text{mod}\left(\frac{N}{P}\right) \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中 mod 为取整.

(2)将特征函数($f_1 - f_4$)分别对各个子块进行计算,并对每个特征函数做归一化处理.归一化流程如下:

(a)计算每个特征函数在所有子块中的最大和最小值;

$$f_{m,\max}(i, j) = \max_{i \in l, j \in r} (f_m(i, j)) \quad (8)$$

$$f_{m,\min}(i, j) = \min_{i \in l, j \in r} (f_m(i, j)) \quad (9)$$

(b) 特征函数归一化

$$\bar{f}_m(i, j) = \frac{f_m(i, j) - f_{m, \min}}{f_{m, \max} - f_{m, \min}} \quad (10)$$

式(8), (9), (10)中, \bar{f}_m 为每个子块的归一化值; l 和 r 分别为块行、列的索引值, $f_m(i, j)$ 为第 (i, j) 子块的第 m 特征函数值.

(c) 计算第 m 特征函数的归一化均值 f_u :

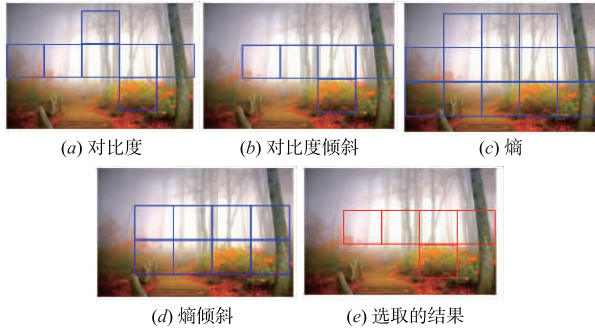
$$f_u = \frac{1}{l \times r} \sum \bar{f}_m \quad (11)$$

其中 $l \times r$ 为图像块个数.

(3) 搜索每个特征函数的大于均值 f_u 的归一化值 \bar{f}_m .

(4) 统计步骤(3)中所有特征函数重合的子块个数, 增加 P 值, 以重合数最多的子块确定 P 值.

当待测图像 P 的值确定后, 即可将待测图像和两个标准图像子集分割为 $P \times P$ 大小的子块. 图 3 是子块选取示意图, 图 3(a) ~ 图 3(d) 为选取的相应特性函数的区域(蓝线框所示), 图 3(e) 为重合区域(如红色方框所示).



5 图像预处理

图像采集时会受外部条件如光源、色彩等影响, 因此需先对采集图像做光照补偿等预处理^[13]. 本文采用改进的灰度世界颜色校正算法, 对采集图像做光照补偿. 该算法假设在光照 $E_1(\lambda)$, $E_2(\lambda)$ 下获得图像的 R, G, B 值分别为 (Y_r^2, Y_g^2, Y_b^2) 和 (Y_r^1, Y_g^1, Y_b^1) , 有如下变换^[14]:

$$\begin{bmatrix} Y_r^2 \\ Y_g^2 \\ Y_b^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_r & 0 & 0 \\ 0 & k_g & 0 \\ 0 & 0 & k_b \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} Y_r^1 \\ Y_g^1 \\ Y_b^1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中, (k_r, k_g, k_b) 分别为 R, G, B 通道增益系数, 该系数可按文[13]计算. 图 4 为“灰度世界”算法处理结果, 图 4(a) 为采集原图, 图 4(b) 为预处理结果. 从图 4(a) 可知采集的图像亮度整体偏暗且局部不均匀, 经处理后亮度和色彩饱和度明显得到增强; 在局部细节上灰暗的部分得到了增强如绿框所示, 而过亮部分得到了抑制如红框所示.



图4 图像预处理结果

6 仿真测试

6.1 实验条件

(1) 平台配置: Intel Core i7-36QM CPU 2.1G 主频, 内存 8GB, NVIDIA GeForce GT640M 显卡; 软件 MATLAB R2008a.

(2) 标准图像子集选取: 无雾图像和有雾图像各 100 幅, 源于 LIVE IQA database 图像数据库.

(3) 测试图像

本文选取的测试图像包括多种场景的非标准雾图像, 图像大小从 425×294 到 1024×768 不等.

6.2 同一场景 D 值的测定及修正

(1) D 值测试

为测试算法在同一场景下 D 值的有效性, 选取西南某地 14 天的同一场景图片. 这 14 天中有晴天, 有雾天; 在雾天中, 雾的浓度各不相同. 本文打乱时间顺序将 14 幅图以 MOS (Mean Opinion Scores)^[15] 值从小到大顺序排列(如图 5 所示). 用算法分别对 14 幅图片进行计算, 结果如表 1 所示. 由表 1 知, 随着浓度的增大, D 值也随之增大(从 0.6069 变化到最高 6.8738), 表明 D 值能较好的反应雾浓度的变化趋势.

(2) D 值修正

视场中背光亮度会影响对比度, 从而给检测结果带来误差, 因此需要对 D 值进行修正. 修正的前提是找到图像像素值与局部对比度之间的关系, 文[16]分析了三基色 (R, G, B) 像素值与对比度的关系(如图 6). 从图 6 可知对比度在像素 0-120 内逐渐增大, 在高于 230 时逐渐减小, 在 120-230 内对比度基本保持不变. 因此修正的思路是在对比度基本恒定区域不做修正, 在波动显著的区域做适当修正. 根据经典亮度与三基色 (R, G, B) 计算公式可知(如式(13)), 三基色与亮度存在线性关系, 则亮度与对比度也存在上述关系(如图 6 虚线所示).

$$Y = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (13)$$

式中, Y 为亮度, R, G, B 为三基色.

基于上述理论可建立 D 值修正公式:

$$D_a = D_o + D^\circ \quad (14)$$

其中, D_a 为修正后的 D 值; D_o 为修正前的 D 值; D° 为修正量, 可按下式计算:



图5 同场景不同浓度图

表 1 同一场景 D 值数据

序号	D 值	序号	D 值	序号	D 值	序号	D 值	序号	D 值	序号	D 值	序号	D 值
1	0.6069	3	0.7794	5	1.6073	7	1.6470	9	2.0305	11	2.7346	13	4.2357
2	0.7354	4	1.5576	6	1.6202	8	1.7527	10	2.5766	12	3.1139	14	6.8738

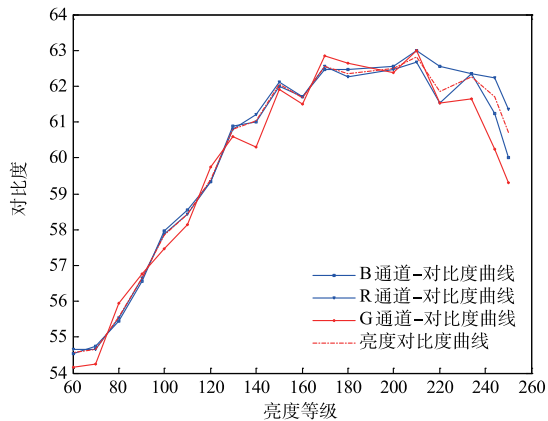


图6 对比度亮度曲线

$$D^{\circ} = \begin{cases} |\gamma|D_o, & (P_u > 230) \cup (P_u < 120) \\ 0, & 120 < P_u < 230 \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中, γ 为修正系数, 当像素 P_u 在大于 230 或小于 120 时不做修正, 在二者之间给予修正, 经实验测试本文修正系数 γ 取 0.2; P_u 为图像中加权像素均值, 可按

下式计算:

$$P_u = \frac{1}{N} \sum n_i P_i \quad (16)$$

式(16)中, n_i 为像素值为 i 的像素个数, P_i 为该点像素值. 文[16]所述亮度指的是单个像素点的值, 而本文计算出的像素 P_u 为整幅图像的加权均值, 因此为具一般性, 本文以 P_u 作为是否需要修正的判据.

6.3 不同场景图像测试

为测试算法在不同场景不同雾浓度下的有效性, 选取 5 个不同场景 (有雾和无雾) 图像作为测试样本 (如图 7 所示). 上面一排为无雾图像, 下面一排为相应场景有雾图像, 从左至右按有雾图像 MOS 值从低到高排列, 采用本算法处理后 D 值的结果如表 2 所示. 图 8 是不同场景不同浓度对比曲线, 由图 8 可知在天气晴朗的场景下, 浓度通常小于 1, 而有雾场景的 D 值则随着浓度而成比例变化, 表明算法对不同场景仍能可靠的度量雾的浓度.



图7 不同场景不同浓度图

表 2 场景和浓度不同的 D 值计算结果

场景序号	1	2	3	4	5
无雾	0.5429	0.7920	0.7094	0.7080	0.8131
有雾	1.5990	1.8011	2.4839	2.4503	5.4505

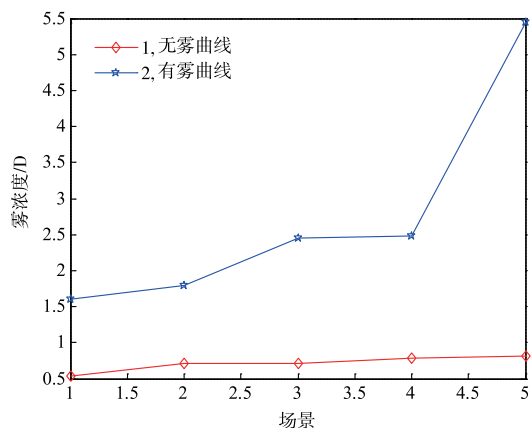


图8 不同场景有/无雾对比曲线

6.4 交通图像测试

(1) MOS 方法

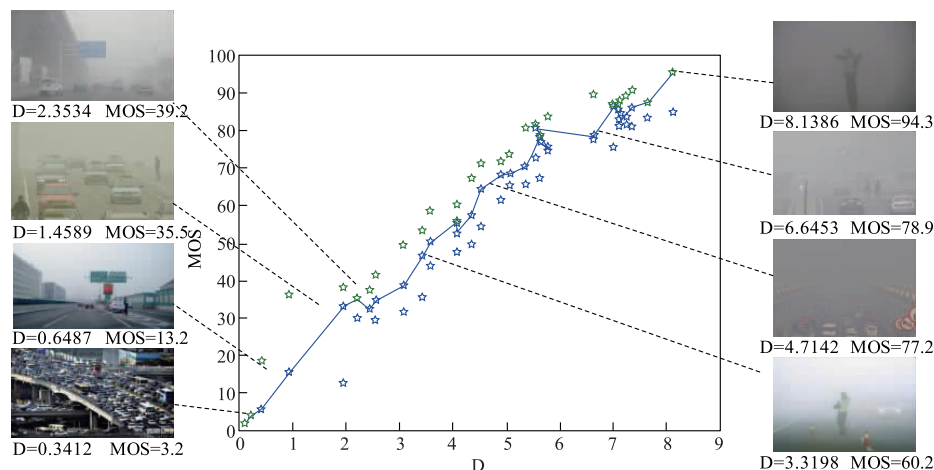


图9 雾D值与主观测试曲线

6.5 对比测试

(1) 与 MOS 和 MSDN 比较

MSCN 方法是图像雾浓度检测效果较好的方法^[12],因此本文与 MSCN 方法做横向比较以评定算法的有效性.本文选取 30 幅测试图像,分别采用本算法、MSCN 和 MOS 方法进行测试(结果如表 3 所示).图 10 为以 MOS 值为横轴,以 D 值和 MSCN 值为纵轴画出 D-MOS 和 MSCN-MOS 的散点图,小圆圈为 D 值落点,十字叉为 MSCN 的落点.从图 10 可知,D 的落点较集中,散点折线近似为直线(如蓝线),而 MSCN 离散度较高(如红线).MSCN 与 MOS 的相关系数 0.56,远低于 D 与 MOS 的相关系数,说明本算法在雾的度量上要优于

通常以计算 MOS (Mean Opinion Scores)^[17] 值与本算法的相关性来做为评价算法准确与否的标准. MOS 是一种人的主观评价方法,该方法是选取一定数量的参试者,每个参试者对图像样本进行评测打分,分值范围 0 到 100,然后对每个测试分数取均值,计算公式为:

$$MOS_{i,j} = \frac{1}{N_j} \sum_i S_{i,j} \quad (17)$$

式(17)中, N_j 为参试者容量, $S_{i,j}$ 为第 j 名参试者的第 i 次评分.

(2) 对比结果

本文选取 100 幅交通监控图像,分别用本算法和 MOS 方法测试(参试者 30 人),结果如图 9 所示.图中五角星为 100 幅图像的落点(D 值为横轴, MOS 值为纵轴).从图 9 可知,对于浓度低的图像,其落点在数值较低的左下角区域,而浓度高的落点在右上角,中等浓度雾图像落点在中间区域.总体上看,随着图像浓度的增加,D 值与 MOS 值都增加,且呈现近似的线性.经计算, D 值与 MOS 的相关系数达到了 0.97,这表明 D 值与 MOS 高度相关,可以作为图像雾浓度的度量.

MSCN 算法.

(2) 与 PM2.5 比较

本文与 PM2.5 做比较以验证对雾等级判定的可靠性,采用西南某地连续 2015 年 12 月 4 日到 21 日 18 天的同场景图像作为样本.经预报这 18 天的空气指数有 6 个等级(优、良、轻度污染、中度污染、重度污染和严重污染)如表 4 所示.图 11 为按时间顺序算法与 PM2.5 比较结果,红虚线为 PM2.5,径实线为 D 值.从图可知, D 值与预报的 PM2.5 误差最大在 12 月 14 日,即严重污染的等级上,但整体上与 PM2.5 预报吻合,能准确的评定空气质量等级.

表 3 MSCN, MOS 和本算法测试数据

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MSCN	0.8	0.15	0.3	0.72	4.45	2.51	5.65	1.86	4.37	6.62
D	0.10	0.21	0.44	0.93	1.46	1.53	1.67	1.96	2.37	2.72
MOS	2.10	4.00	5.60	15.70	33.10	35.10	32.30	34.60	38.60	46.60
序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
MSCN	2.77	8.18	1.29	5.45	6.72	2.1	4.28	8.56	4.63	7.77
D	2.97	3.38	3.49	3.55	3.72	4.1	4.38	4.56	4.83	4.97
MOS	50.50	55.50	52.70	57.20	64.40	68.30	68.50	70.40	77.60	75.60
序号	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
MSCN	9.54	6.64	10	3.13	4.12	13.1	3.24	4.36	13.6	10.1
D	5.84	6.74	7.01	7.13	7.12	7.13	7.24	7.36	7.65	8.12
MOS	80.70	78.4	86.30	84.10	85.20	84.50	83.90	86.20	87.60	95.60

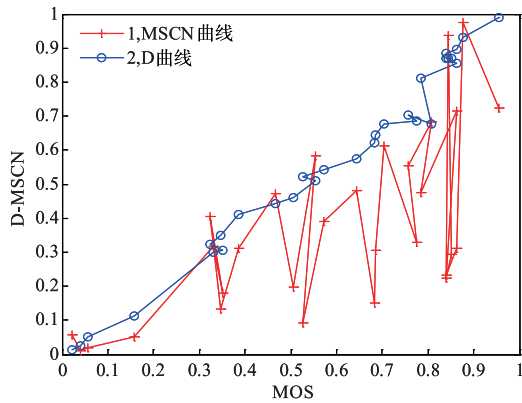


图10 D值与MSCN散点图

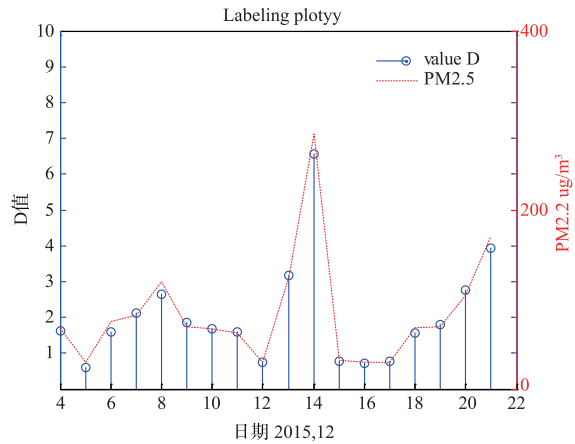


图11 D值与PM2.5比较

表 4 D 值与 PM2.5

日期 2015.12	4	5	6	7	8	9	10	11	12
D	1.6202	0.6069	1.6073	2.0305	2.7346	1.7527	1.6470	1.5476	0.7354
PM2.5/ukg	65	25	55	85	100	65	70	72	20
空气指数	良	优	良	轻度污染	轻度污染	良	良	良	优
日期 2015.12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
D	3.1139	6.8738	0.7694	0.7253	0.7453	1.6554	1.6875	2.5766	4.2357
PM2.5/ukg	120	300	25	21	22	60	68	120	150
空气指数	中度污染	严重污染	优	优	优	良	良	中度污染	重度污染

7 结论与展望

采用 MVG 计算对比度及信息熵特征向量的最大似然估计,以 MD 的比作为图像浓度大小的度量,经仿真测试本检测结果与 PM2.5 基本吻合,与 MOS 方法相关系数达 0.97.

通常交通视场采集图像除受光照影响外,还会受到雨雪天气影响,这些气象条件都会对图像的局部对

比度和熵产生动态影响,且较为复杂,因此探索复杂气象条件下雾浓度检测,是进一步研究方向.

参考文献

[1] 禹晶,徐东彬,廖庆敏. 图像去雾技术研究进展[J]. 中国图象图形学报,2011,16(9):1561-1576.
Yu J, Xu D B, Liao Q M. Image defogging: a survey[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(9): 1561-1576.

- (in Chinese)
- [2] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A G. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (12): 4695 - 4708.
- [3] POMERLEAU D. Visibility estimation from a moving vehicle using the RALPH vision system [J]. IEEE Intell. Transp Syst, 1997: 906 - 911.
- [4] SRINIVASA G, Narasimhan, Shree K Nayar. Contrast restoration of weather degraded images [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2003, 25(6): 713 - 724.
- [5] SCHECHNER Y, Srinivasa Narasimhan, Shree K Nayar. Instant dehazing of images using polarization [A]. IEEE Conf Computer Vis Pattern Recognit [C]. 2001. I-325 - I-332.
- [6] ANCUTI C O, ANCUTI C. Single image dehazing by multi-scale fusion [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(8): 3271 - 3282.
- [7] 陈勇, 帅峰, 樊强. 基于自然统计特性分布的无参考图像质量评价 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(7): 1645 - 1653.
Chen Y, Shuai F, Fan Q. A no-reference image quality assessment based on distribution characteristics of natural statistics [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(7): 1645 - 1653. (in Chinese)
- [8] SHEIKH H R, WANG Z, CORMACK L, et al. LIVE image quality assessment database, Version 2 [DB/OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2014.
- [9] GROEN I I A, GHEBREAB S, PRINS H, LAMME V A F, SCHOLTE H S. From image statistics to scene gist: Evoked neural activity reveals transition from low-level natural image structure to scene category [J]. J Neurosci, 2013, 33(48): 8814 - 8824.
- [10] 付晓薇, 代芸, 陈黎, 等. 基于局部熵的量子衍生医学超声图像去斑 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(3): 560 - 566.
FU X W, Dai Y, Chen L, et al. Quantum-inspired despeckling of medical ultrasound images based on local entropy [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(3): 560 - 566. (in Chinese)
- [11] HASLER D, SUESSTRUNK S E. Measuring colorfulness in natural images [J]. Proc. SPIE, 2003, 5007: 87 - 95. (in Chinese)
- [12] CHOI L K, YOU J, BOVIK A C. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2015, 24(11): 3888 - 3901.
- [13] 刘培, 王建英, 尹忠科. 图像光照补偿方法研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(7): 1343 - 1346.
Liu P, Wang J Y, Yin Z K. Study on Illumination Compensation Method for Images [J]. System Engineering and Electronics, 2008, 30(7): 1343 - 1346. (in Chinese)
- [14] 徐晓昭, 蔡轶珩, 刘晓民. 改进灰度世界颜色校正算法 [J]. 光子学报, 2010, 39(3): 559 - 564.
Xu X Z, Cai Y H, Liu X M. Improved gray world color correction algorithms [J]. Acta Photonica Sinica. 2010, 39(3): 559 - 564. (in Chinese)
- [15] International Telecommunications Union-Radiocommunications Sector (ITU-R). Methodology for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures [S]. Document ITU BT - 500 - 11, 2002.
- [16] Zhu Z M, Qu X H, Liang H Y. Effect of color illumination on color contrast in color vision application [J]. Proc, SPIE, 2010, 7855: 785510 - 785510-8.
- [17] 王志明. 无参考图像质量评价综述 [J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1062 - 1079.
Wang Z M. Review of no-reference image quality assessments [J]. ACTA Automatica Sinica, 2015, 41(6): 1062 - 1079. (in Chinese)

作者简介



温立民 (通信作者) 男, 1976 年生于黑龙江佳木斯, 现为长安大学电子与控制工程学院讲师, 主要研究方向为图像处理与机器视觉等。
E-mail: lmwen@chd.edu.cn



巨永锋 男, 1962 年生于陕西周至, 长安大学电子与控制工程学院教授, 博士生导师, 硕士生导师, 主要研究方向交通智能测控技术及应用、图像处理与机器视觉等。