

文章编号:1004-4213(2011)12-1820-7

基于偏振测量的雾天图像场景分割

方帅^{1,2}, 周明¹, 曹洋³, 徐青山², 武鹏飞², 王浩¹

(1 合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009)

(2 中国科学院安徽光学精密机械研究所, 合肥 230031)

(3 中国科学技术大学 自动化学院, 合肥 230027)

摘 要: 现有场景分割方法主要依赖于图像亮度、颜色和纹理等特征, 然而在雾天图像中提取这些特征将变得困难且不稳定. 基于此本文提出了适用于雾天图像场景分割的特征矢量, 以及相应的特征提取算法. 特征矢量由目标偏振度、深度和颜色三部分组成. 特征提取算法分别为: 用去相关的方法从图像偏振度分离出大气偏振度和目标偏振度; 根据雾天退化模型和雾天图像偏振表示形式推导出场景深度信息; 利用两幅偏振图像求出非偏振彩色图像, 从而得到场景的颜色信息. 将这些特征构成的特征矢量用于基于图的分割算法中, 并从两个方面比较了仅使用颜色特征和使用本文特征矢量的分割结果. 最后得出结论: 对于雾天图像而言, 这些特征比通常的颜色特征更加有效和鲁棒.

关键词: 图像处理; 场景分割; 特征提取; 偏振度; 深度图

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10. 3788/gzxb20114012. 1820

0 引言

场景分割问题主要取决于两个因素: 特征和策略. 从传统的阈值分割、区域跟踪等算法到近年来的许多复杂分割算法^[1-4], 人们研究的重点放在分割策略的选择上, 使其对噪音的适应性更强分割效果更好. 但这些算法多数依赖于场景的颜色、灰度、纹理等特征, 因此对于颜色特征不足的图像(或部分)进行分割的效果没得到明显改善. 而雾天图像正是如此, 由于大气粒子的吸收、散射作用而造成图像对比度的下降, 给分割带来了困难. 本文旨在给出适合雾天图像的分割特征, 并利用基于图的分割算法^[1]来验证所选特征的有效性和合理性.

光的偏振特性常被用于目标识别上, 因此是本文选取的分割特征之一. 常用的偏振特征主要有偏振度(Degree of Polarization, DOP)^[5-7], 偏振相位^[8], 以及近年来提出的其它复杂特征如双向反射分布函数(Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF)^[9], 球谐函数矢量^[10]等. 以上特征的使用都有一个假设: 目标表面的反射特性对于图像的偏振态起绝对作用且反射光的传输过程中偏振态不会发生改变. 然而对雾天图像而言, 这一假设不成立. 通过偏振图像测量的偏振态是由目标表面反

射和大气粒子散射共同作用, 不能直接反映目标表面信息. 本文将利用一种去相关方法提取有效的目标偏振度特征.

此外, 雾天图像也可场景分割提供特殊的有利信息: 雾造成的大气透视能提供场景的深度信息. Schechner^[11]等曾提出利用偏振信息复原雾天图像的算法(该方法也被扩展到水下图像的复原中^[12]), 这些算法提供了场景的深度图. 本文将利用类似方式获取深度图并作为分割的依据.

本文提出了适用于雾天图像分割的特征矢量, 以及相应的特征提取算法. 特征矢量由目标偏振度、深度和颜色组成. 利用去相关的方法估计目标偏振度. 利用雾天退化模型和雾天图像偏振表示形式推导出场景深度信息. 利用两幅偏振图像得到场景的非偏振彩色信息. 最后这些特征构成的特征矢量用于基于图的分割算法中来验证特征的有效性.

1 雾天偏振成像模型

1.1 雾天成像模型

式(1)描述了光在均匀大气介质中的传输过程, 主要包括光的吸收和散射^[11,13]

$$I(\theta, d) = J(\theta, d=0)t(\theta, d) + A_{\infty}(1 - t(\theta, d)) \quad (1)$$

式中, I 表示在距离为 d 、观测角度为 θ 处观测目标

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60805019, No. 61175033, No. 61075032)资助

第一作者: 方帅(1978-), 女, 副研究员, 博士, 主要研究方向为图像复原、图像分割、目标识别等. Email: fangshuai@hfut.edu.cn

收稿日期: 2011-09-13; 修回日期: 2011-11-09

的亮度值, J 是目标本身的亮度, A_∞ 是无穷远处大气光亮度. 传输图 t 可由式(2)表示

$$t(\theta, d) = \exp \left[-\int_0^d \beta dr \right] = \exp [-\beta d] \quad (2)$$

式中, 对均匀大气介质而言大气衰减系数 β 是全局量, 等式(2)描述的传输图主要取决于场景深度, 因此传输图 t 也被称为深度图.

等式(1)的第一项称作直接传输项 D , 描述了场景亮度的衰减过程

$$D(\theta, d) = t(\theta, d)J(\theta, d) \quad (3)$$

等式(1)的第二项称作大气光项 A , 描述了杂散光成分

$$A(\theta, d) = A_\infty (1 - t(\theta, d)) \quad (4)$$

1.2 偏振雾天成像模型

光学研究中, 两种特殊的自然现象常被认为会产生部分偏振光: 光与气溶胶粒子发生散射以及光从物体表面发生反射. 因此对雾天图像, 直接测量得到的图像偏振度包含大气粒子散射产生的大气偏振度和物体表面反射产生的目标偏振度两部分. 由于人们常用两幅相互垂直的偏振图像来度量偏振度^[11,14], 本文通过采集这样的两幅雾天偏振图像(记为 I^\perp 和 I''), 得到图像偏振度为

$$\text{TDOP} = (I^\perp - I'') / (I^\perp + I'') = \Delta I / I \quad (5)$$

式中 $\Delta I = I^\perp - I''$ 是偏振差分图像, $I = I^\perp + I''$ 是偏振和图像(理论上等于传统的光强图像). 且有

$$I^\perp = D^\perp + A^\perp \ \& \ I'' = D'' + A'' \quad (6)$$

如果 p_a 和 p_d 分别表示大气光偏振度和目标偏振度, 则

$$p_d = (D^\perp - D'') / (D^\perp + D'') \quad (7)$$

$$p_a = (A^\perp - A'') / (A^\perp + A'')$$

显然雾天偏振成像形式可由式(8)描述

$$\Delta I = p_d D + p_a A \quad (8)$$

值得一提的是, 在试验中发现选用对应最大亮度和最小亮度这两个垂直方向的偏振图片通常能取得较好的实验结果, 这一点在文献[15]中也得到证实.

1.3 传输图的表示

结合式(1)~(8), 可以得到传输图 t 和真实的场景辐射亮度 J 的表示形式如式(9)和式(10) (x 代表像素点的位置)

$$t(x) = 1 - \frac{p_d(x)I(x) - \Delta I(x)}{(p_d(x) - p_a(x))A_\infty} \quad (9)$$

$$J(x) = \frac{A_\infty(\Delta I(x) - p_a(x)I(x))}{A_\infty(p_d(x) - p_a(x)) - (p_d(x)I(x) - \Delta I(x))} \quad (10)$$

2 特征提取算法

本文的主要目的是提取适合雾天场景分割的多个特征构成特征矢量并代入到基于图的分割算法中, 实现场景分割. 整个分割流程如图 1 所示. 本节将给出具体的目标偏振度、深度图和颜色信息三种特征的提取方法.

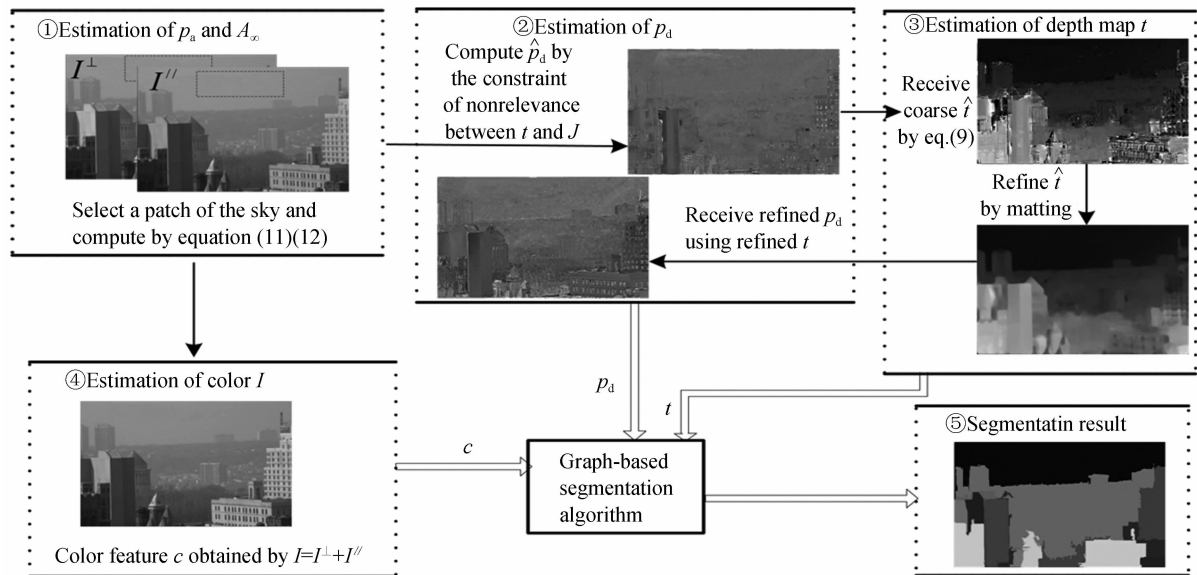


图 1 场景分割流程图

Fig. 1 The overall flow chart of scene segmentation

2.1 估计 p_a 和 A_∞

p_a 和 A_∞ 是两个重要的参量, 表示大气光的特性, 通常被认为是全局量^[11,13]. 本文通过人工选取天空区域的一小块来求得这两个参量.

$$A_\infty = \text{mean} \{ I^\perp(\text{sky}) + I''(\text{sky}) \} \quad (11)$$

$$p_a = \text{mean} \left\{ \frac{I^\perp(\text{sky}) - I''(\text{sky})}{I^\perp(\text{sky}) + I''(\text{sky})} \right\} \quad (12)$$

式中, sky 表示天空区域块, mean 表示块均值.

2.2 估计 p_d 和 t

为了求目标偏振度, 假设同一物体的局部区域

p_d 相同. 由 2.1 节可知, 传输图 t 取决于场景深度和大气衰减系数, 而 J 是由场景目标本身特性决定的. 因此若 N 表示某一像素邻域, 可以认为 t 和 J 在此邻域是统计无关的(这种无关性被 fattal^[13] 使用并且证明), 即 $C_N(t, J) = 0$, 通常也写成 $C_N(t, J^{-1}) = 0$ 以便于计算 (C_N 表示在 N 上计算协方差). 实际应用中由于噪音的存在, 通常解最优问题, 则有

$$p_d(x) = \operatorname{argmin}_{p_d} |C_{N_x}(t, J^{-1})| \quad (13)$$

式中 N_x 表示像素邻域, x 表示该邻域中心像素. 将式(9)和(10)代入(13), 可得

$$p_d(x) = \operatorname{argmin}_{p_d} |F(p_d)| \quad (14)$$

式中

$$F(p_d) = \frac{C_{N_x} \left\{ p_d I - \Delta I, \frac{p_d I - \Delta I - A_\infty (p_d - p_a)}{\Delta I - p_a I} \right\}}{(p_d - p_a) A_\infty} = \frac{f(p_d)}{(p_d - p_a) A_\infty^2} \quad (15)$$

进一步扩展式(15), 可得到一个关于 p_d 的二次式

$$f(p_d) = a \cdot p_d^2 + b \cdot p_d + c \quad (16)$$

式中

$$\left. \begin{aligned} a &= C_{N_x}(I, H_1) \\ b &= -C_{N_x}(\Delta I, H_1) - \operatorname{cov}(I, H_2) \\ c &= C_{N_x}(\Delta I, H_2) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

$$H_1 = \frac{I - A_\infty}{\Delta I - p_a I}, H_2 = \frac{\Delta I - A_\infty p_a}{\Delta I - p_a I} \quad (18)$$

最优化问题式(13)可通过 $dF^2(p_d)/dp_d = 0$ 求解, 即 $F(p_d)F'(p_d) = 0$, 并且最终转为对式(16)解的讨论.

以上算法中本文假设块 N_x 共享相同的 p_d . 显然, 若某块覆盖了不同物体, 将会违反这一假设. 为

提高算法精确性, 本文提出了一种加权求协方差的方法 C_x 来代替上面的 C_{N_x} . 权值由块 N_x 周围的像素和其中心像素 x 的相似性确定, 该相似性由 $Em = (\operatorname{TDOP}_{\max} - \operatorname{TDOP})(I_{\max} - I)$ 度量^[16], 即

$$C_x(g_1, g_2) = (1/W_x) \sum_{y \in N_x} (g_1(y) - E_x(g_1)) \cdot (g_2(y) - E_x(g_2)) \omega(x, y)$$

且

$$E_x(g_i) = \frac{1}{W_x} \sum_{y \in N_x} \omega(x, y) g_i(y) \quad (19)$$

式中权值 $\omega(x, y) = \exp[-(Em(x) - Em(y))^2/\sigma^2]$.

本文取 $\sigma = 1/4$. 归一化权值 $W_x = \sum_{y \in N_x} \omega(x, y)$.

最后, 给出估计 p_d 和 t 的算法描述为

step1:

for $x \leftarrow 1$ to $\operatorname{size}(I)$

1.1) 以 x 为中心取 25×25 的窗口, 根据式(17)~(19)计算系数 a, b, c

1.2) $\begin{cases} \text{if } b^2 - 4ac > 0 \text{ 且 } a \neq 0 \{ p_d(x) = -b/a - p_a \} \\ \text{if } b^2 - 4ac < 0 \{ p_d(x) = \min_{p_d} \frac{(p_a \pm \sqrt{f(p_a)/a})}{p_d} \} \\ \text{else, 记该点为错误点} \end{cases}$

1.3) 由等式(9)计算出粗糙的深度图 t

end

step2: 对标记的错误点用它周围点(8邻域)的平均值代替它.

step3: 如果处理的是彩色图像, 把求得的三通道 t 变为单通道的.

2.3 修正 p_d 和 t

图 2(c)是用 2.2 节描述算法估计的传输图, 可以看到该传输图有明显的块效应(景物边缘处以及天空区域). 注意到等式(1)和文献[17]中的抠图公式很相似, 因此本节将利用文献[17]中的 matting

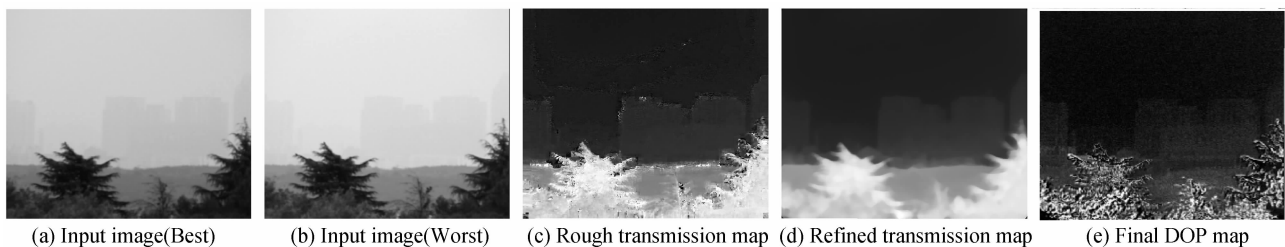


图 2 估计和修正 p_d 和 t

Fig. 2 Estimate and refine p_d and t

算法来进一步细化传输图. 记粗糙的传输图为 \hat{t} , 修正后的传输图为 t , 则构成代价函数 $E(t)$ 并求其最优化问题, 则有

$$t = \min \{E(t)\} = \min \{t' L t + \lambda (t - \hat{t})'(t - \hat{t})\} \quad (20)$$

式中 L 是 matting 拉普拉斯矩阵(详细参见文献[17]), 该优化问题可通过 $dE(t)/d(t) = 0$ 来解.

将修正后的 t 代入式(9), 得到修正后的 p_d , 估

计结果如图 2 所示, 传输图很好地反映出目标的边界和轮廓, 偏振度图也变得更加平滑.

2.4 估计 I

为了将颜色特征应用到分割算法中, 我们需要利用偏振图像合成出原始图的非偏振图像(近似于不加偏振片时采集的图像). 因为原始采集的是两幅互相垂直的偏振图像, $I = I^\perp + I^//$ 即为所求.

3 实验结果

3.1 场景分割

本节采用 Felzenszwalb 和 Huttenloche^[1]提出的基于图的分割算法来验证上述特征的有效性. 该分割策略有 3 个可调参量 $\langle \delta, k, \text{min size} \rangle$. δ 是高通滤波的方差(用于在分割前用高通滤波去噪); k 用于控制不同分割块之间的差异程度; minsize 决定每个分割块含有的最少像素数量. 本文将目标偏振度、深度和颜色信息构成场景分割特征向量, 则任意两像素点间权值为

$$w(v_i, v_j) = \alpha_1 \sqrt{\sum_{x=RGB} (I_x^i - I_x^j)^2} + \alpha_2 \sqrt{\sum_{x=RGB} (P_x^i - P_x^j)^2} + \alpha_3 |t_i - t_j| \quad (21)$$

I 是各通道的亮度值, p_d 是目标偏振度(为表示方便上式中写成 P), t 是传输图, α_i 是相应特征的权重, 实验中取 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.4, \alpha_3 = 0.2$.

图 3 给出了对图 2(a)、(b) 的分割结果. 图 3(a)~(c) 是利用颜色特征分割结果, 图 3(d)~(f) 是利用本文特征矢量分割结果. 图 3(a)、(d), (b)、(e),

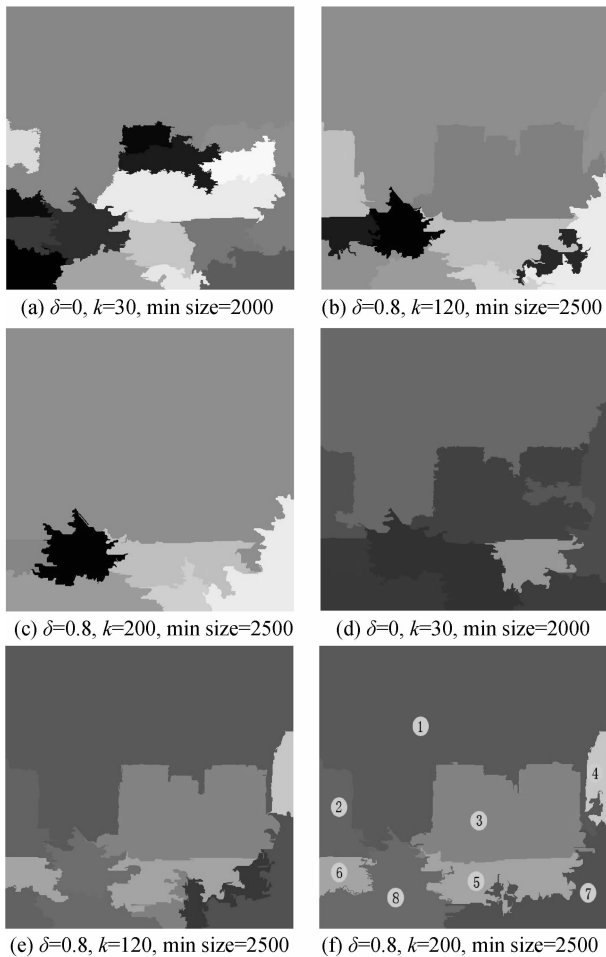


图 3 不同特征不同参量分割结果

Fig. 3 Segmentation results using different features and different parameters

(c)、(f) 分别使用相同的分割参量. 通过对比分割效果可以看出: 基于颜色特征分割结果(图 3(a)~(c)) 受分割参量的影响较大; 在不同分割参量下, 本文基于特征矢量的分割结果(图 3(d)~(f)) 都能保持较好的稳定性和准确性.

表 1 每个分割块的偏振度和深度的均值及方差

Table 1 Mean and std values of DOP & depth of different patches

Patch	Trans. map		DOP of objects			
	mean	std	mean(3 channels)		std	
1	0.111	0.034	0.067	0.044	0.087	0.037
2	0.201	0.098	0.116	0.126	0.182	0.081
3	0.208	0.085	0.112	0.116	0.167	0.058
4	0.209	0.125	0.131	0.118	0.181	0.105
5	0.598	0.090	0.283	0.187	0.220	0.148
6	0.633	0.097	0.290	0.193	0.238	0.168
7	0.817	0.100	0.290	0.178	0.405	0.273
8	0.829	0.089	0.384	0.191	0.364	0.264

表 1 给出每个分割块的深度和偏振度的均值及方差(保留 3 位有效数字), 分割块参见图 3(f) 标示. 从表 1 可以得出以下结论:

1) 距离越远, 传输图值越小(深度越大), 如 patch 1 是天空, 距离最远, 其传输图值最小, 为 0.111, patch 7 和 patch 8 距离最近, 其传输图的值最大, 分别为 0.817 和 0.829.

2) 不同的目标有不同偏振度, 相似的目标有相似偏振度, 如 patch 2、3、4 都是建筑物, 它们的偏振度非常接近. 这个规律非常重要, 可用于进一步的目标识别和场景理解.

3) 偏振度和深度特征互补. 例如, patch 7 是树, 它的偏振度变化较大(从 DOP 方差可以看出), 但由于深度保持一致性(从传输图方差可以看出), 所以 patch 7 仍然被作为一个目标块.

3.2 图像去雾

本算法的一个副产品是得到去雾后图像, 前面已经求得精细的传输图 $t(x)$, 根据式(10), 可以求得场景真实辐射亮度. 为了避免 $t(x)$ 接近 0 时给复原图带来的困扰, 我们限制传输图 $t(x)$ 大于某 t_0 (本文 t_0 取 0.15), 即通过式(22)进行雾天图像复原.

$$J(x) = \frac{I(x) - A_\infty}{\max(t(x), t_0)} + A_\infty \quad (22)$$

图 4 给出去雾的实验结果. 从去雾结果可以看出(图 4(c)), 图像的对比度和颜色都有了明显的提高, 远处的目标可见同时近处建筑物的细节更加清晰, 但是某些区域噪音也被明显放大.

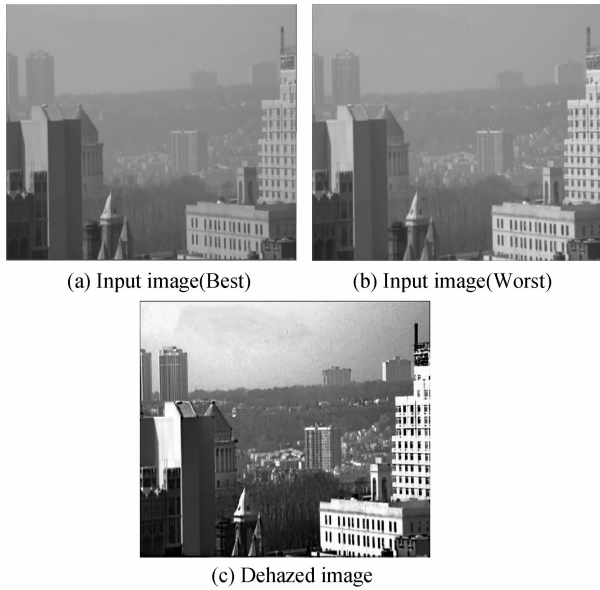


图 4 图像去雾结果
Fig. 4 Image dehazing results

下面与 Schechner^[11]的复原结果比较. 为说明问题, 我们以 Schechner 采用的广义对比度公式^[18]为标准

$$C(I) = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\chi=R,G,B} \sum_{x,y} [I^\chi(x,y) - \bar{I}^\chi]^2}}{\sum_{\chi=R,G,B} \bar{I}^\chi} \quad (23)$$

式中 χ 表示色彩通道, N 表示图像 I 的像素数目. $\bar{I}^\chi = (\frac{1}{N} \sum_{x,y} I^\chi(x,y))$ 表示每个通道的平均亮度.

计算图 5(c)的对比度为 0.051 4, 而图 5(d)为

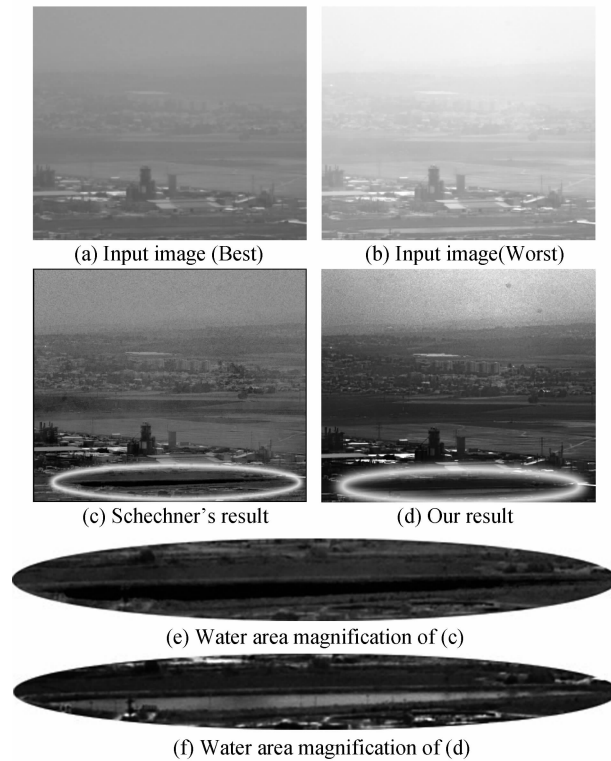


图 5 与 Schechner's 比较实验
Fig. 5 Comparison with Schechner's dehazing results

0.330 0, 这是因为本文的复原结果有更好的对比度但同时扩大了部分噪音. 此外在水面(椭圆圈出)区域本文的结果远优于 Schechner 的(从图(e)和(f)明显看出). 这是由于文献[11]假设目标反射光偏振度为零导致. 但这一假设常常不成立, 如水面区域的镜面反射等. Schechner 为了解决该问题, 在他的另外一篇文章^[19]中对该区域单独处理. 本文则同时考虑目标偏振和大气偏振, 从理论上解决了该问题.

3.3 雾天图像分割 vs 去雾图像分割

雾天图像遭受严重退化, 为进一步的图像处理增加了难度. 针对这一问题, 大部分视觉系统先进行图像增强或图像复原, 但是图像复原和图像增强会引入噪音的放大和颜色失真, 这将不利于后续处理.

图 6 分别给出针对去雾图像和雾天图像, 利用颜色特征和本文的特征矢量进行分割的结果. 原图见图 2(a)和(b). 从图 6(a)可以看出, 远处的楼房更加清晰, 但是整个图像的噪音明显放大, 尤其是天空区域, 图 6(b)和(c)分别是利用颜色线索对雾天图像和去雾图像的分割结果. 图 6(d)是利用本文的线索对雾天图像的分割结果. 由于去雾图像更加清晰, 因此不同的场景目标被分割开来. 但是由于噪音的放大, 分割的区域过细, 如图 6(b)的天空区域被分割成很多小块. 此外, 图像复原会增加额外的时间开销.

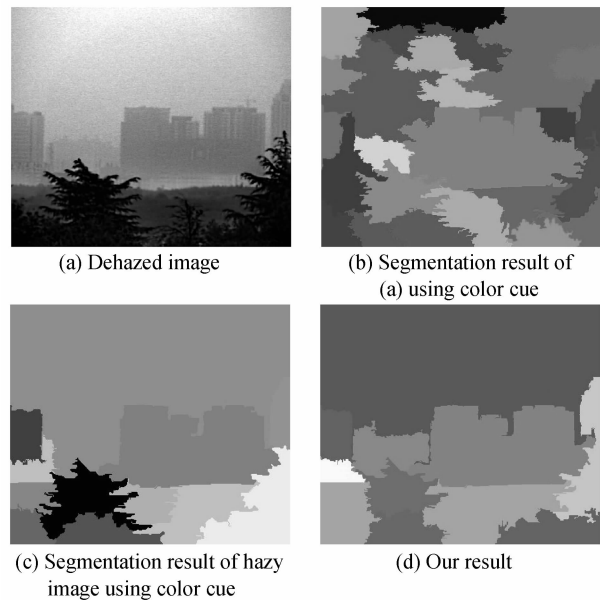


图 6 分割结果
Fig. 6 Segmentation result (dehazed image vs hazy image)

3.4 综合对比实验

实验结果(图 7)显示图像复原对分割结果的影响相对比较小, 而本文所提出的特征是有利于雾天图像分割的. 在这组实验里分割参量是随意选择的,

因此基于颜色线索的分割结果不理想,而由于本文的特征对分割参量不敏感,因利用本文提出的特征分割结果仍然较好。(分割参量: $\delta=0, k=200, \min \text{size}=1000$).

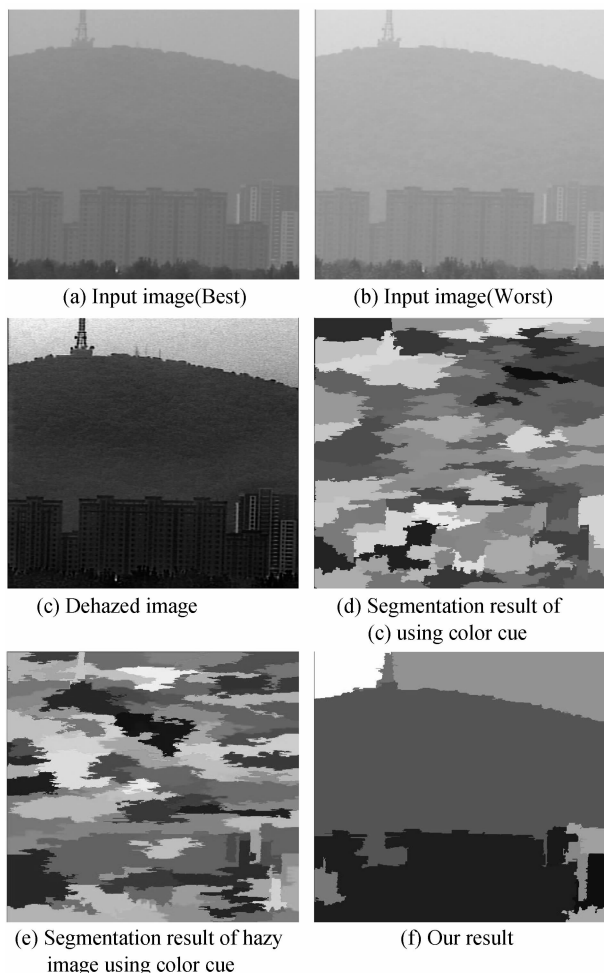


图7 场景分割结果
Fig.7 Scene segmentation results

4 结论

通过上述的讨论可以看出本文做了如下几方面的工作:

1)提出了适合雾天图像分割特征矢量:由目标偏振度、场景深度和场景颜色构成;2)提出了去相关的方法,从图像偏振度中分离出目标偏振度和大气偏振度.该线索将在场景理解和目标识别中也扮演重要角色;3)根据雾天退化模型,推导出深度线索用于场景分割.该线索仅存在于雾天图像中,而在晴朗天气下的清晰图像则无法获得;4)利用本文提出的特征进行场景分割时,对分割参量不敏感,更容易得到准确的分割结果.

该方法的局限性:1)本算法需要同一场景的多幅偏振图像,这将使其难以适应高动态环境;2)对于很长距离传输的图像,由于目标反射光被大大衰减,目标偏振度的估计变得不精确;3)本文算法仅适用

包含天空区域的图像,否则无法估计大气光参量 p_a 和 A_∞ .

需要进一步研究和解决的问题:1)提高获取图像的速度:文献[19]利用可控电子开关提高采集速度;2)解决无天空区域和自动获取天空区域问题:文献[20]通过独立元分析,自动获取天空区域.

参考文献

- [1] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(2):167-181.
- [2] CHEN T W, CHEN Y L, CHIEN S Y. Fast image segmentation based on K-Means clustering with histograms in HSV color space[C]. Proc IEEE Int Workshop Multimedia Signal Process(MMSP), 2008: 322-325.
- [3] RAO S, MOBAHI H, YANG A, et al. Natural image segmentation with adaptive texture and boundary encoding [C]. Asian Conference on Computer Vision, 2009, **1**: 135-146.
- [4] PANAGIOTAKIS C, GRINIAS I, TZIRITAS G. Natural image segmentation based on tree equipartition, bayesian flooding and region merging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(8): 2276-2287.
- [5] SADJADI F, CHUN C S. Application of a passive polarimetric infrared sensor in improved detection and classification of targets[J]. *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 1998, **19**(11): 1541-1559.
- [6] GOUDAIL F, TERRIER P, TAKAKURA Y, et al. Target detection with a liquid crystal-based passive stokes polarimeter [J]. *Applied Optics*, 2004, **43**(2): 274-282.
- [7] THILAK V, VOELZ D G, CREUSERE C D. Image segmentation from multi-look passive polarimetric imagery [C]. *SPIE*, 2007, **6682**: 1-10.
- [8] PAN H, XIE B, XIANG Z, et al. Polarization-based water hazard detection for autonomous off-road navigation[C]. San Diego: IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2007, 3186-3190.
- [9] CHENG Chao, ZHAO Yong-qiang, CHENG Yong-mei et al. Materials classification based on spectropolarimetric BRDF imagery[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(6): 1026-1033. 陈超,赵永强,程咏梅,等.基于偏振光谱 BRDF 图像的物质分类[J]. *光子学报*, 2010, **39**(6):1026-1033.
- [10] SUBRAMANIAM N. Scene segmentation using polarisation information[D]. New York: Thesis of University of York, 2010.
- [11] SCHECHNER Y Y, NARASIMHA S G, NAYAR S K. Instant dehazing of images using polarization[C]. *CVPR*, 2001, **1**: 325-332.
- [12] TREIBITZ T, SCHECHNER Y Y. Active polarization descattering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(3): 385-399.
- [13] FATTAL R. Single image dehazing[C]. Los Angeles: ACM Transactions on Graphics, 2008, **27**(3): 1-9.
- [14] CUI Yan, JI Zhong-ying, GAO Jing, et al. Measurement of degree of polarization of spatially modulated imaging fourier transform spectrometer[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(6): 1205-1207. 崔燕,计忠瑛,高静,等.空间调制干涉光谱成像仪偏振度测试 [J]. *光子学报*, 2008, **37**(6):1205-1207.
- [15] KONSTANTIN M, YEMEL'YANOV, LIN SHIH-SCHÖN. Adaptive algorithms for 2 - channel polarization sensing under various polarization statistics with non-uniform

- distributions[J]. *Applied Optics*, 2006, **45**(22): 5504-552.
- [16] CHAN K J, CHARLTON C C, LITTLE J, *et al.* Improving visibility depth in passive underwater imaging by use of polarization[J]. *Applied Optics*, 2003, **42**(15): 2794-2803.
- [17] LEVIN A, LISCHINSKI D, WEISS Y. A closed form solution to natural image matting[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(2): 228-242.
- [18] AVERBUCH Y, SCHECHNER Y Y. Regularized image recovery in scattering media [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(9): 1655-1660.
- [19] NAMER E, SCHECHNER Y Y. Advanced visibility improvement based on polarization filtered images [C]. *SPIE*, 2005, **5888**: 36-45.
- [20] NAMER E, SHWARTZ S, SCHECHNER Y Y. Skyless polarimetric calibration and visibility enhancement[J]. *Optics Express*, 2009, **17**(2): 472-493.

Scene Segmentation of Hazy Image Using Polarization Measurements

FANG Shuai^{1,2}, ZHOU Ming¹, CAO Yang³, XU Qing-shan², WU Peng-fei², WANG Hao¹

(1 College of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

(2 Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

(3 Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: The general segmentation algorithms are mainly dependent on visual features extracted from images, such as intensity, color and texture features. However, the feature extraction from hazy image becomes difficult and unstable. In this paper, a novel feature vector suitable to hazy image segmentation is introduced, and the corresponding feature extraction algorithm is proposed. The feature vector is composed of three components, which are degree of polarization of objects, depth map and color information, respectively. The degree of objects is separated with the degree of airlight using an decorrelation-based method. The depth map is inferred by analyzing the polarization images based on the hazy degradation model. And the color information is obtained from non-polarization image estimated by polarization images. Finally, these features are formed into a vector and fed to a well-known graph-based segmentation algorithm. After comparing the proposed results with those using only color cue on two aspects, it can be concluded that the proposed feature vector is more effective and robust than the usual features for hazy scene segmentation.

Key words: Image processing; Scene segmentation; Feature extraction; Degree of polarization; Depth map