

# 雾天视频稳像的预处理技术研究

邱玉娇, 王敬东, 俞海波, 黄文娟

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

**摘要:** 户外拍摄的视频图像经常会受到雾的影响, 被影响区域的图像往往清晰度差, 在进行视频稳像时不能正确地提取出特征点。如果采用去雾算法进行预处理, 也会造成特征点的误提取以及位置偏移等, 因此, 采用半逆法对图像进行分割, 分割出无雾区域以便在这些区域获得准确的特征点。由于半逆法采用固定阈值的方法, 无法满足不同图像的要求, 并且分割后的图像中存在多个孤立点, 因此, 采用自适应阈值和八邻域法对算法进行了改进。实验结果表明, 改进后的算法能够快速准确地分割无雾区域, 提高了特征点提取的准确率。

**关键词:** 视频稳像; 半逆法; 自适应阈值; 八邻域法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2014)04-0298-06

## The Research on the Pretreatment of Foggy Video Stabilization

QIU Yu-jiao, WANG Jing-dong, YU Hai-bo, HUANG Wen-juan

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** The outdoor video image is often affected by the fog. The affected area of the image is not clear and the feature points can't be correctly detected during the video stabilization. If image dehazing algorithm is adopted to the pretreatment, which often leads to some false feature detection and positions offset etc. Therefore, the semi-inverse approach is proposed in this paper to segment the image and which can accurately detect the feature points in the absence of fog area. The fixed threshold selection of semi-inverse approach can't meet the requirements of different images. Moreover, there are multiple isolated points in the image after segmentation. Therefore, the adaptive threshold and eight-neighborhood method are proposed in the paper to improve the algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm can rapidly and accurately segment the image and get no fog area which can improve the accuracy of the feature detection.

**Key words:** video stabilization, semi-inverse approach, adaptive threshold, eight-neighborhood method

## 0 引言

由于摄像平台的不稳定, 常常需要对获取的视频图像进行稳像处理。其中, 运动估计是稳像算法的关键技术, 运动估计的准确性越高, 稳像后的视频才能越清晰。但在户外进行拍摄时, 常常会受到雾霾天气的影响, 从而导致图像清晰度变差、对比度降低、颜色失真, 在进行运动估计时, 以特征匹配法<sup>[1]</sup>为例, 浓雾及远景区域受雾影响严重, 提取的特征点往往准确性较低甚至出现误提取现象, 且这些特征点及其周围像素点的性能相较于无雾情况下更为相近, 导致特征点匹配时常常会发生误匹配

现像, 严重影响运动估计的准确性, 从而导致稳像效果较差。因此, 需要对雾天视频图像进行预处理。

雾天图像的预处理方法有很多, 较为常用的方法是进行去雾处理, 从而增强图像整体的对比度和清晰度。现阶段, 常用的去雾算法有: 直方图均衡化<sup>[2-3]</sup>算法、Retinex 算法<sup>[4-5]</sup>、暗元法<sup>[6]</sup>等。这些去雾算法虽然能改善雾天图像的视觉效果, 但对后续的稳像算法存在影响, 即影响特征点提取的准确性。如直方图均衡化算法以及 Retinex 算法, 虽然算法速度相对较快, 但在增强图像有用信息的同时也增强了噪声, 且对于突出部分的信息会造成一定的损失, 从而导致提取的特征点存在丢失以及误提取的

收稿日期: 2013-11-25; 修订日期: 2014-01-07。

作者简介: 邱玉娇 (1988-), 女, 硕士, 主要研究方向为数字图像处理, E-mail: qyjnuaa@foxmail.com。

基金项目: 国家自然科学基金, 编号: 61074161。

现像; 如暗元法, 算法复原后的图像虽然准确度和清晰度较高, 但其算法复杂度很大、耗时较长, 无法应用于实时系统中, 且复原后的图像局部细节信息不突出、较远景深场景模糊, 从而导致提取的特征点少量丢失以及位置偏移的现象。上述问题对单幅图像的特征点提取影响不明显, 但在视频稳像的算法中, 这些误差会累积到每一帧图像的计算, 从而导致稳像算法效果较差, 甚至输出的视频图像较原始视频稳定性更差。

由于稳像算法只需要获取一定数目准确性较高的特征点, 就可以进行稳像, 而近景区域通常雾气较薄, 受到的影响较小, 提取的特征点准确性较高, 因此, 针对有受雾气影响很小区域的视频图像, 可以对图像进行分割, 只保留无雾区域的特征点, 并利用这部分特征点进行稳像处理, 从而增强算法的准确性。常用于图像分割的算法有: 最大类间方差法(OTSU法)<sup>[7]</sup>、最小误差法(MTT法)<sup>[8]</sup>、KSW熵方法<sup>[9]</sup>、Fisher准则函数<sup>[10]</sup>分割算法等。然而, 这些算法虽然能大致分割出有雾和无雾区域, 但其分割效果很大程度上依赖于算法获取的阈值, 而阈值计算过程中只关注各个像素点的灰度值, 忽视了雾天图像本身的特点以及图像的空间分布, 从而使分割结果受噪声的影响很大。近年来, 由 Codruta O. Ancuti, Cosmin Ancuti, Chris Hermans 等人提出了半逆法<sup>[11]</sup>, 经研究可将它应用于区分有雾和无雾区域, 算法简单易行、速度快, 适用于实时系统。但由于图像的光照、阴影、雾气浓度等情况不同, 半逆法的准确性会受到一定的影响, 且结果中易出现多个孤立点, 针对这些问题, 本文对算法进行了改进, 采用了自适应阈值的方法增强算法的准确性和稳定性, 并采用八邻域法达到去除孤立点的目的。实验表明, 改进后的半逆法分割出的无雾区域更加准确, 适应性和稳定性更高。

## 1 半逆法

在室外环境中, 由于空气中的杂质及恶劣天气如雾、霾的影响, 物体表面反射光从常常会被散射;

且这部分光到达摄像机镜头前, 还会被其他物质吸收一部分, 这使得远景处物体的反射光被削弱了很多。因此, 在恶劣的天气条件下以及水下和空中拍摄的图像, 往往对比度较差, 且有额外的噪声。

由暗原色先验<sup>[6]</sup>的理论可知, 在没有雾霾的局部区域中, 总存在一些像素点, 他们以及周围的像素点至少有一个颜色通道(R, G, 或B)的值很低。而在有雾及远景区域, 所有的颜色通道值都相对较高, 并且这部分像素点的颜色通道值的变化相对较为平缓。

基于上述理论, 可以直接对每一个像素点进行判断, 从而区分出有雾和无雾区域。其中, 半逆图像可以表示为  $I_{si}(x) = [I_{si}^r, I_{si}^g, I_{si}^b]$ , (其中下角标 si 表示 semi-inverse (半逆) 的缩写) 每个像素点  $x$  的 RGB 值可以用它的初始值以及其逆这两个值中的大值表示, 它的逆可以表示为:

$$\begin{aligned} I_{si}^r(x) &= \max_{x \in I} [I^r(x), 255 - I^r(x)] \\ I_{si}^g(x) &= \max_{x \in I} [I^g(x), 255 - I^g(x)] \\ I_{si}^b(x) &= \max_{x \in I} [I^b(x), 255 - I^b(x)] \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $I^r(x)$ 、 $I^g(x)$  和  $I^b(x)$  表示处理图像像素点  $x$  的 RGB 值。通过式(1)中的操作, 半逆图像  $I_{si}$  中所有像素点的范围都约束在[128, 255]之间。

通过上述方法就可以得到的半逆图像  $I_{si}$ , 此时, 有雾区域和无雾区域已经大致区分开来, 无雾区域的像素点显示为原始图像的逆, 而有雾区域则保持不变。为了确定哪些区域受到雾霾影响严重, 可通过计算原始图像  $I$  和半逆图像  $I_{si}$  之间 RGB 差值的最大值来判定。其临界值用阈值  $\tau$  表示, 阈值  $\tau$  的设置有利于区分那些在原始图像和半逆图像中表现为类似特征的像素点。

如图1所示, 第一幅图像表示实验原图, 第二幅图像表示半逆图像  $I_{si}$ , 第三幅图像表示根据阈值  $\tau$  判定为无雾区域的部分标记为黑色的图像。其中, 阈值  $\tau=10$ , 即原始图像的像素点和对应的半逆图像



图1 雾霾检测



Fig.1 Haze detection

的像素点的 RGB 差值大于 10 的时候, 这一像素点就会被判定为无雾像素点, 并被标记为黑色。从图中可以看出, 大部分无雾区域都已经被标记出来了, 但仍存在部分错误判定的区域, 如图像中的河堤、树干、天鹅等部分。总的来说, 算法中存在的主要问题主要有:

1) 对于不同的图像, 它们的雾霾浓度、场景深度、光照强度等情况是有差异的, 因此, 半逆图像  $I_{si}$  的约束范围以及阈值  $\tau$  的选取也应有所变化, 若采用固定阈值则会导致算法的鲁棒性较低。

2) 由于图像中存在照度不均、突发噪声等情况的影响, 算法得到的结果图很可能出现多个孤立点。若原始图像中提取的特征点有部分正好处于孤立点处, 那么这部分特征点的准确性就会相对较低, 所以应去除这些孤立点。

针对上述两种缺陷, 本文对半逆法进行了改进, 采用了自适应阈值和八邻域法去除孤立点, 改进后的半逆法, 准确性及鲁棒性得到了很大的提高。

## 2 半逆法改进

### 2.1 自适应阈值的选取

#### 1) 图像分块

半逆法是以单个像素为目标, 且采用固定阈值进行计算的, 尽管这种形式具有简单、灵活等优点, 但同时也易受到噪声的影响。因此, 在对半逆图像  $I_{si}$  的约束范围以及阈值  $\tau$  进行调整时, 可先将图像进行分块, 其调整量按块计算。一般来说, 分离的图像块越大, 所得的块数就越少, 效率相对就越高, 但对局部区域的敏感度就会降低, 这部分区域的精确度相对就会变差。综合考虑图像判别的准确性以及处理效率的问题, 本文选取图像块的大小为  $W(x)=15\times 15$  像素。

由雾天图像的特性可知, 除了大面积水域和白色建筑物外, 图像场景深度越深的区域雾霾浓度越高, 其亮度值相对越高, 像素点 RGB 值中出现小值的可能性就越小。因此, 可以根据图像块的亮度值  $I(x)$  以及块中所有像素点 RGB 值的最小值  $I_{min}(x)$  对图像块进行大致的分类,  $I(x)$  和  $I_{min}(x)$  可以用下列公式表示:

$$I=\frac{1}{225}\sum_{y\in W(x)}\frac{1}{3}(I^r(y)+I^g(y)+I^b(y)) \quad (2)$$

$$I_{min}(x)=\min_{c\in(\text{RGB})}\left(\min_{y\in W(x)}(I^c(y))\right) \quad (3)$$

根据亮度值  $I$  和 RGB 通道的最小值  $I_{min}(x)$  与雾

霾浓度间的大致关系, 本文将图像块分为两类:

第一类  $W_1$ :  $I$  小于 192 且  $I_{min}(x)$  小于 128;

第二类  $W_2$ :  $I$  大于 192 或  $I_{min}(x)$  大于 128。

#### 2) 半逆图像约束范围的改进

根据上述分类, 经过式(1)计算后, 第一类图像块中像素点被判定为无雾的可能性大于第二类, 因此, 为防止阈值  $\tau$  选取过大导致部分像素点的误判, 本文对第一类图像块的逆式计算做了改进, 在原逆式上加一个调整值  $A$ , 图像块的逆  $I_{si}(x)$  的可表示为:

$$I_{si}(x)=\begin{cases} \max_{y\in W(x), c\in(\text{RGB})}[I^c(y), \min(255, 255-I^c(y)+A)] & x\in W_1 \\ \max_{y\in W(x), c\in(\text{RGB})}[I^c(y), 255-I^c(y)] & x\in W_2 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $A=|H-(k_1\times I+k_2\times I_{min}(x))|$ ,  $H$  是  $A$  的最

大范围,  $k_1$ 、 $k_2$  是比例系数。调整值  $A$  与亮度值  $I$  和 RGB 通道的最小值  $I_{min}(x)$  有关, 当  $I$  越小, 且  $I_{min}(x)$  也越小时, 图像块为无雾区域的可能性越大,  $A$  的取值就应越大, 反之则相反。为了平衡  $I$  和  $I_{min}(x)$  对  $A$  的影响, 并防止  $A$  取值过大, 一般取  $k_1 < k_2 < 0.3$ 。

通过上述对第一类图像块的调整, 不但增大了其逆值与原值的差值, 而且将无雾和有雾区域边界处的像素点都包含进无雾区域, 再利用阈值做最后判定, 从而减小了误判定的可能性。

#### 3) 阈值 $\tau$ 的改进

在半逆法中, 阈值选取的好坏直接决定了有雾和无雾区域区分的结果, 选取的阈值越大, 判定为无雾区域的部分越小, 反之, 无雾区域越大。虽然采用固定阈值的方法简单方便, 但不能满足图像多种情况的判别要求, 所以本文采用了自动设置阈值  $\tau$  的方法对原始图像和半逆图像间 RGB 值的差异进行判定。阈值  $\tau$  可以表示为:

$$\tau=\begin{cases} \sqrt{k(k_3\times I+k_4\times I_{min}(x))} & x\in W_1 \\ k_3\times I+k_4\times I_{min}(x) & x\in W_2 \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $k$ 、 $k_3$ 、 $k_4$  为比例系数。由于第一类图像块为无雾区域的可能性较高, 因而其阈值  $\tau$  不宜选取过大; 而第二类图像块为无雾区域的可能性较低, 因此选取的阈值  $\tau$  应相对大一些。同时, 阈值  $\tau$  和亮度值  $I$  及 RGB 通道的最小值  $I_{min}(x)$  有关, 当  $I$  和  $I_{min}(x)$  都越小时, 图像块为无雾区域的可能性越大, 其阈值  $\tau$  就应越小。因此, 为了平衡  $I$  和  $I_{min}(x)$  对  $\tau$  的影响, 防止第二类图像块中阈值  $\tau$  取值过大, 一般取  $k_3 < k_4 < 0.5$ ; 为了使第一类图像块中  $I$  和  $I_{min}(x)$  变化时  $\tau$

也能随之发生变化,一般取 $k$ 值为[5,8]。

经过阈值 $\tau$ 的判定,无雾区域和有雾区域的划分更加合理,误判定的像素点明显减少,算法的准确性有所提高。

## 2.2 去除孤立点

采用上述方法改进后的半逆图像 $I_{si}$ 以及阈值 $\tau$ ,虽然能合理地随着图像不同情况的变化而变化,但由于照度不均、突发噪声等影响,图中仍然有许多孤立点的存在,这些孤立点会影响算法的准确性,因此有必要滤除这些孤立点。

在滤除孤立点之前,本文首先对上述方法改进后的标记出无雾区域的图像进行了二值化处理,即:将无雾区域依旧标记为黑色,有雾区域则标记为白色,以此简化后续处理过程,提高算法的效率。

研究发现,这些孤立点相对比较独立、所占区域较小,因此,本文采用八邻域法去除孤立点。这些孤立点可分为两种情况,一种是无雾区域误判为有雾区域的点,另一种则是有雾区域误判为无雾区域的点。设像素点 $I(x,y)$ 为待判定点,判定 $I(x,y)$ 点的颜色,再分别计算出 $I(x,y)$ 周围八个像素点的颜色值,若这八个点与待判定点的颜色全不相同,则 $I(x,y)$ 可判定为孤立点,应将它改判为与周围八个像素点相同的点;若有相同颜色的点,则不作任何操作,继续判定下一个点。

## 3 实验结果及分析



图2 原始图像 Fig.2 The original image

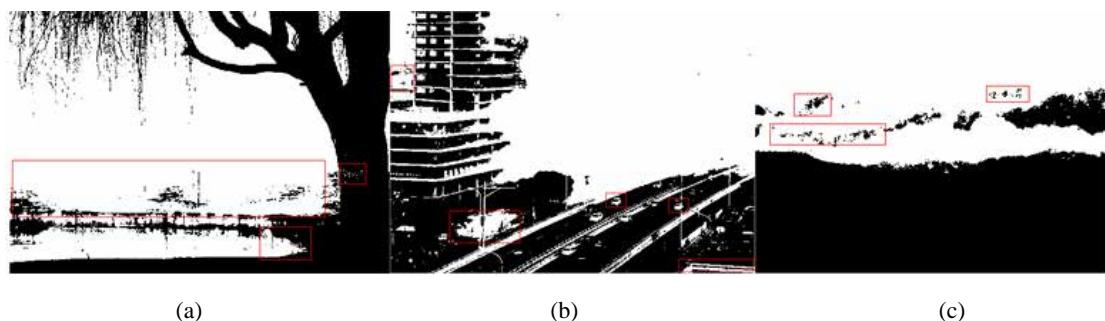


图3 原始算法结果图 Fig.3 The result of semi-inverse approach

针对本文叙述,为了验证算法改进后的稳定性和适应性更强,实验选取了下列3幅图像进行对比,如图2所示。(a)图是岸边垂柳,图中雾气相对较薄且分布均匀,有部分水域和天空区域;(b)图是城市交通,局部区域有浓雾,且有浅色建筑物和车辆;(c)图是山间云雾,局部区域受云雾遮挡。图3是算法改进前区分有雾和无雾区域的效果图,其中黑色部分表示无雾区域,白色部分表示有雾区域。从图中可以看出,有很多区域存在误判现象,如(a)图的河堤、天鹅,(b)图的浅色建筑物和车辆,(c)图远景处的山峦,图中已用“方框”标记出来。图4是自适应阈值改进后的效果图,与图3对比,有雾和无雾区域的划分更加合理,误判定的像素点明显减少,如(a)图和(b)图“方框”部分受雾气的影响较小,应属于无雾区域,改进后的算法判定这部分为无雾区域的像素点明显增加;(c)图“方框”部分景深较深,受雾气的影响较为严重,应属于有雾区域,改进后的算法判定这部分为无雾区域的范围明显减少。图5是去除孤立点后的效果图,与图4对比,图中的孤立点明显减少,效果更好。从上述效果中可以看出,改进后的算法更加合理,适应性更强。

以上实验很好的说明了算法改进前后的性能,为了更直观地验证算法对后续特征点提取效果的影响,本文对上述3幅图像提取Harris特征点,然后



图4 自适应阈值改进后的结果图

Fig. 4 The result of improved algorithm using adaptive threshold



图5 八邻域法改进后的结果图

Fig. 5 The result of improved algorithm using eight-neighborhood method

利用半逆法剔除有雾区域的特征点，并定义一个指标无雾区域特征点的正确提取率  $C$  来进行验证。实验中选取一幅图像，设在半逆法后提取的特征点总数记为  $N_s$ ，经半逆法后无雾区域正确提取的特征点个数为  $N_r$ ，错误提取的特征点个数为  $N_e$ ，那么，无雾区域特征点的正确提取率  $C = \frac{N_r}{N_s} \times 100\%$ 。对于特征点的提取，准确度越高越好，因此， $C$  越高，算法的性能越好。半逆法改进前后的性能对比如表 1 所示。从表 1 中可以看出，对于不同情况下的图像，改进后的半逆法相较于原始算法具有更高的无雾区域特征点正确提取率，算法的稳定性和有效性更好。

为了验证本文算法对雾天视频稳像效果的影响，实验选取了一段视频图像序列进行特征点匹配，结果图如图 6~图 8 所示。图 6 是提取 Harris 特征点后直接进行特征点匹配的效果图，从图中可以看出，除了局部运动以及特征点匹配算法本身引起的误匹配外，其他误匹配都是由远景浓雾区域中准确度较低的特征点引起的，图中共有 48 对匹配点对，其中 30 对是正确的，远景浓雾区域中的误匹配共有 8 对，

正确匹配率为 62.5%。图 7 是经过半逆法筛选后的特征点匹配结果图，从图中可以看出，景深较深区域的特征点几乎全被剔除了，包括部分正确的特征点，图中仅剩余 12 对匹配点对，其中正确的为 7 对，远景浓雾区域中的误匹配为 1 对，误匹配相对于剔除前明显减少，但正确匹配率为 58.33%，匹配效果仍然较差。图 8 是改进后半逆法筛选过的特征点匹配结果图，从图中可以看出，远景浓雾区域中只有部分特征点被剔除了，保留了大部分准确性较高的特征点，图中共剩余 24 对匹配点对，其中正确的为 19 对，远景浓雾区域中的误匹配为 1 对，正确匹配率为 79.17%，相对于上述方法匹配效果更好。从上述分析可以看出，经原始半逆法筛选后，远景浓雾区域中的错误特征点被剔除了，但也剔除了很多正确的特征点，导致特征点的正确匹配率较低，影响运动估计的准确性；而改进后的半逆法，在剔除错误特征点的同时保留了更多精度较高的特征点，正确匹配率相对较高，从而提高了运动估计的准确性，为后续的视频稳像打下基础。

表1 半逆法改进前后的性能对比

Table 1 Comparison table of semi-inverse approach and improved semi-inverse approach

算法性能	图 2(a)		图 2(b)		图 2(c)	
	改进前	改进后	改进前	改进后	改进前	改进后
$N_s$	44	56	266	340	73	63
$N_r$	31	46	252	336	61	59
$N_e$	13	10	14	8	12	4
$C$	70.45%	82.14%	94.74%	98.82%	63.85%	93.65%

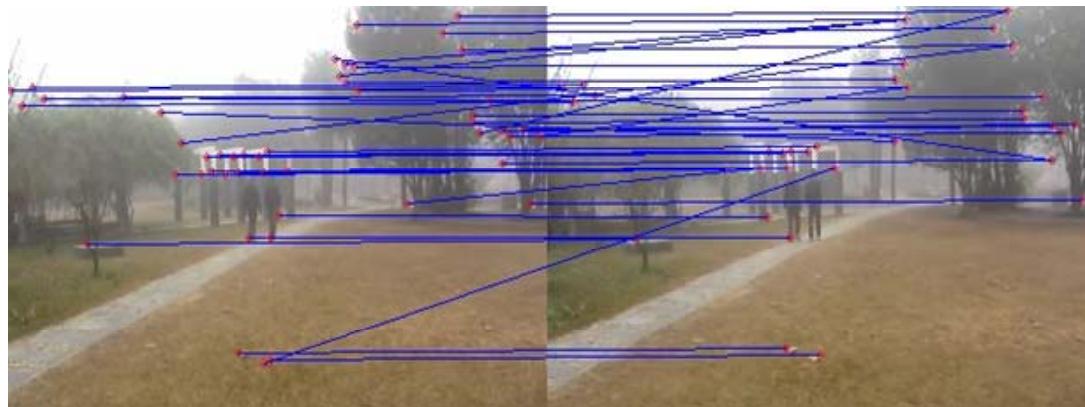


图6 特征点匹配结果图(原始)

Fig.6 The result of match(original)



图7 特征点匹配结果图(半逆法)

Fig.7 The result of match(semi-inverse approach)

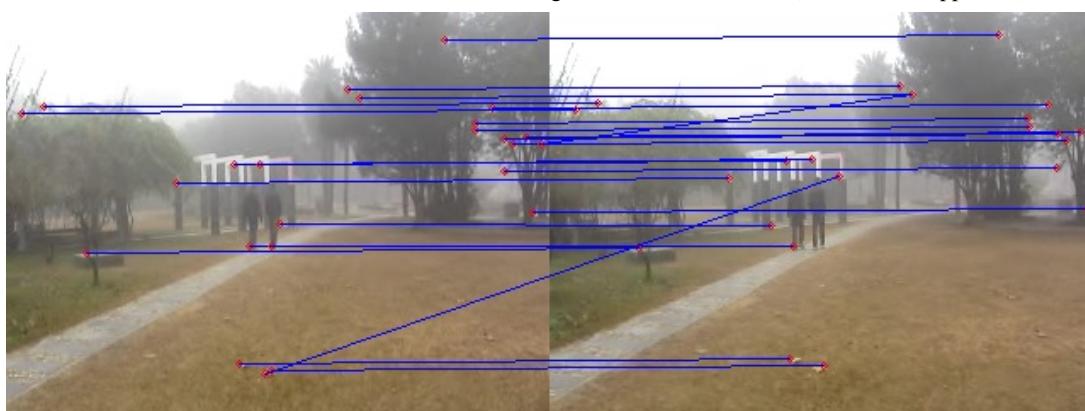


图8 特征点匹配结果图(改进后的半逆法)

Fig.8 The result of match(improved semi-inverse approach)

#### 4 结束语

由于雾天图像提取的特征点错误率相对较高,尤其是浓雾及远景区域,提取的特征点往往是错误的,这给后续的稳像算法造成了很大困难,并且去雾算法对特征点提取易造成不利影响,而稳像算法只需要一定数目、准确性较高的特征点,就可以进行计算。因此,本文使用改进后的半逆法来区分有雾和无雾区域,当图像中雾霾浓度、景深深度、光照、噪声等情况不同时,仍能有效地区分有雾和无雾区域,为后续的视频稳像打下坚实的基础。

#### 参考文献:

- [1] Huang J C. Automatic feature-based global motion estimation in video sequences[J]. *IEEE*, 2004, **50**(3): 911-915.
- [2] Rafael C Gonzalez. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2007: 72-75.
- [3] Xu Zhiyuan, Liu Xiaoming, Chen Xiaonan. Fog removal from video sequences using contrast limited adaptive histogram equalization[C]//*Computational Intelligence and Software Engineering*. 2009: 1-4.

(下转第 319 页)

- application to stereo vision[C]//Proc. Int'l Joint Conf. Artificial Intelligence, 1981: 674-679.
- [4] 唐耀飞, 李杰. 基于模板相关匹配的红外目标跟踪 FPGA 算法实现[J]. 红外技术, 2012, 34(3): 173-176.
- [5] 张坤华, 王敬儒, 张启衡. 复杂背景下扩展目标的分割算法研究[J]. 红外与毫米波学报, 2002, 21(3): 233-237.
- [6] Iain Matthews, Takahiro Ishikawa, Simon Baker. The template update problem[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2004, 26(6): 810-815.
- [7] Toshimitsu Kaneko, Osamu Hori. Template update criterion for template matching of Image sequences[C]//Proc. 16th International Conference. Pattern Recognition, 2002: 1-5.
- [8] David Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] 曾峦, 王元钦, 谭久彬. 改进的 SIFT 特征提取和匹配算法[J]. 光学精密工程, 2011, 19(6): 1391-1397.
- [10] 王世亮, 杨帆, 张志伟, 等. 基于目标红外特征与 SIFT 特征相结合的目标识别算法[J]. 红外技术, 2012, 34(9): 503-507.

(上接第 303 页)

- [4] Doo Hyun Choi, Ick Hoon Jang. Color image enhancement using single-scale retinex based on an improved image formation model[C]//16th European Signal Processing Conference, 2008: 1-5.
- [5] 张凯, 裴溯, 王霞. 水下彩色图像的亮度通道多尺度 Retinex 增强算法[J]. 红外技术, 2012, 33(11): 630-634.
- [6] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiaoou. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [7] 康怀祺, 陈宝国. 基于分形的改进 Otsu 红外图像分割算法[J]. 红外技术, 2009, 30(6): 359-361.
- [8] 朱齐丹, 荆丽秋, 毕荣生, 等. 最小误差阈值分割法的改进算法[J]. 光电工程, 2010, 37(007): 107-113.
- [9] 刘新妹. 基于指纹识别的规则纹理图像识别技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2008.
- [10] 陈果. 图像阈值分割的 Fisher 准则函数法[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(6): 564-567.
- [11] Ancuti C O, Ancuti C, Hermans C, et al. A fast semi-inverse approach to detect and remove the haze from a single image[M]//Computer Vision-ACCV 2010, Springer Berlin Heidelberg, 2011: 501-514.

(上接第 314 页)

- [6] G Y Chen, B Kegl. Image denoising with complex ridgelets[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 578-585.
- [7] M Elad, M Aharon. Image denoising via sparse and redundant representation over learned dictionaries[J]. IEEE Transaction on image processing, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [8] M Aharon, M Elad, A M Bruckstein. The K-SVD:an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [9] D D Muresan, T W Parks. Adaptive principal components and image denoising[C]//Proceedings of the 2003 International Conference on Image Processing, 2003: 1101-1104.
- [10] 芮挺, 王金岩, 沈春林, 等. 基于 PCA 的图像小波去噪方法[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(1): 158-161.
- [11] L Zhang, P Bao, X Wu. Multiscale LMMSE-based image denoising with optimal wavelet selection[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2005, 15(4): 469-481.
- [12] Zhang Lei, Dong Weisheng, Zhang David. Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 1531-1549.
- [13] Z Wang, A C Bovik, H R sheikh, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transaction on image processing, 2004, 13(4):600-612.
- [14] 董鸿燕, 杨卫平, 沈振康. 基于 Contourlet 变换的自适应图像去噪方法[J]. 红外技术, 2006, 28(9):553-556.
- [15] 马丽红, 龚资平. 频率与方向敏感 SSIM 的图像质量评价方法[J]. 计算机工程, 2010, 38(5): 19-24.