

利用直线参数信息的建筑物灭点检测方法

储 珺*, 王 丽, 张桂梅

(南昌航空大学 计算机视觉研究所, 南昌 330063)

(*通信作者电子邮箱 chujun99602@163.com)

摘 要:针对现有的灭点检测方法未充分利用产生灭点的直线的参数信息,导致检测精度较低、计算量较大等问题,提出了一种利用直线参数信息的稳健灭点检测算法。首先采用 Canny 算子和 Hough 变换相结合的方法提取出建筑物图像中较长的稀疏直线,通过分析直线的参数信息,对不同方向直线进行聚类,并证明了各方向的直线参数满足线性分布关系;然后利用稳健回归算法建立直线参数的线性模型,并据此去除外点,获得产生有效候选灭点的有效直线束;最后根据有效直线束计算曼哈顿方向的最优灭点。实验结果表明,所提的灭点检测算法应用于规则建筑物图像的摄像机标定时,焦距的平均误差为 1.05 像素。

关键词:场景理解;灭点检测;曼哈顿方向;稳健回归

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Building's vanishing points detection method with line parameter information

CHU Jun*, WANG Li, ZHANG Guimei

(Institute of Computer Vision, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi 330063, China)

Abstract: The existing vanishing point detection methods mostly remove outliers by statistical analysis of the vanishing point's candidates, and do not make full use of the straight line's parameter information, which leads to low precision and large calculation. In the paper, a robust vanishing points detection method with line parameter information was proposed. Firstly, the algorithm extracted and analyzed the line parameter information at Manhattan direction, and proved them with linear relation. Secondly, the parameters' linear model was established with robust regression algorithm, and then the outliers were removed to get effective lines. Finally, it estimated the optimal vanishing point at Manhattan direction from the obtained effective lines. The experimental results show that the average error of the focal length, which is calibrated by the vanishing points detection algorithm, is 1.05 pixel. Therefore, the detected vanishing points can be effectively applied to the camera calibration.

Key words: scene understanding; vanishing point detection; Manhattan direction; robust regression

0 引言

灭点检测是三维场景理解的重要步骤,可以提供大量的有用信息。目前,灭点信息已被有效地应用于摄像机标定^[1]、方位估计^[2]、物体三维重建^[3]、自动导航^[4-5]以及建筑物中矩形结构的提取和匹配^[6]等方面。

灭点是空间平行直线束在投影平面上的交点。理论上,同方向的平行线束应相交于唯一灭点,但由于噪声以及提取的干扰直线等影响,往往会产生一簇候选灭点,因此灭点检测的难点及重点在于去除候选灭点中的外点。为去除干扰外点,起初大多数研究者将灭点检测问题归结为寻找并分析灭点投影区域的问题^[7]。1983年,Barnard^[8]最先提出了经典的高斯球灭点检测算法。将图像中检测的直线(包含了干扰直线)投影于一个单位高斯球上,即一条直线对应于高斯球上的一个大圆,令所有大圆间的交点为候选灭点,那么投票值最大的候选单元即为灭点位置。该算法利用投票方式去除了候选灭点中的外点,但同时由于采用了空间变换投影技术,往往又会引入来自不同平面间的虚假灭点。为了排除这些虚假回应,需要添加一些几何约束条件^[9-10],从而增加了灭点检测的复杂度。随着

分析候选灭点思想的提出,舒远等^[11]直接将平面内两两直线的交点作为候选灭点,并认为候选灭点中方差较大的样本点即为外点。该算法的不足之处在于,当候选灭点中存在较多的异常值时,仅仅依靠方差去除外点的灭点检测结果不够准确。为获得有效的候选灭点,Aguilera等^[12]采用随机抽样一致(Random Sample Consensus, RANSAC)算法初步估计了候选灭点集合,然后再利用最小化三角形面积的方法有效地去除了外点。但需要指出的是,该算法在检测过程中需要不断地构造和计算三角形面积,导致整个计算量特别大。Tardif^[13]则采用J-linkage算法生成 $M(M > 3)$ 类候选灭点的最小采样集,然后根据候选灭点与直线间的一致性度量函数有效去除外点。该算法可以解决复杂建筑物环境下的灭点检测问题,但是如果建筑物满足曼哈顿假设^[14],即建筑物上的三个主要方向是互相两两垂直时,要求解这种情况建筑物的灭点坐标,就必须给定摄像机的内参数信息。因此,该算法不能解决未知摄像机参数的曼哈顿方向灭点检测问题。

上述灭点检测方法在去除外点的过程中,着重于对候选灭点集合的分析,而没有对产生灭点的直线进行分析和处理。Schmitt等^[15]利用直线概率函数首先获取了有效的直线束,即

收稿日期: 2012-08-08; **修回日期:** 2012-09-20。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61263046); 国家973计划项目(2009CB320902); 江西省自然科学基金项目资助(20122BAB201037)。

作者简介: 储珺(1967-),女,江苏宜兴人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:光学图像处理、机器人视觉、模式识别; 王丽(1987-),女,江苏镇江人,硕士研究生,主要研究方向:光学图像处理、机器人视觉; 张桂梅(1971-),女,江西临川人,教授,博士,主要研究方向:图像处理、模式识别。

去除了产生候选灭点中外点的直线,获得了有效的灭点邻域,然后根据聚类后的各类灭点邻域求解最优灭点。但图像中存在较多的干扰直线时,干扰直线的概率也会随之增大,造成灭点检测精度的降低。受到 Schmitt 等^[15]去除外点思想的启发,本文通过分析直线的参数信息,并借助曼哈顿思想提出了一种利用直线参数信息的稳健灭点检测算法。该算法在提取并分析直线参数信息的基础上,证明了曼哈顿方向各组直线参数满足线性分布关系;然后利用稳健回归算法构建了直线参数的线性模型,并根据该线性模型去除干扰直线,获取有效的直线束;最后根据提取的有效直线束求解曼哈顿方向的最优灭点。整个算法的检测过程自动完成,并且无需添加任何约束条件或摄像机的内参数信息。

本文的主要内容包括以下几点:

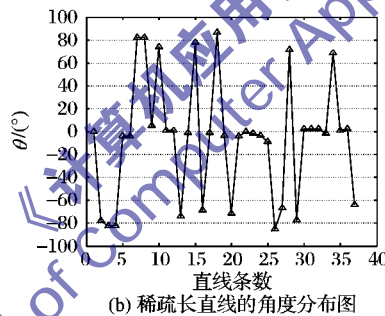
- 1) 根据直线参数的分布情况,将通过 Hough 变换提取的稀疏长直线聚类,避免了不同方向直线间产生虚假灭点;
- 2) 构建了空间方向一致的直线参数的稳健回归模型,将最优候选灭点的选取从图像空间转化到参数空间;
- 3) 建立了直线参数一致性函数,并结合距离阈值完成有效直线束的提取和灭点检测。

1 直线聚类

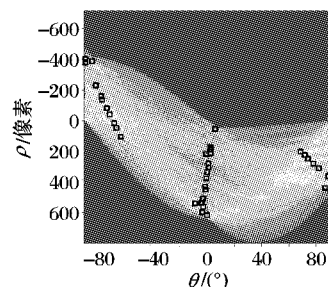
本文主要对符合曼哈顿假设^[14]的建筑物图像进行灭点



(a) 输入图像和长直线



(b) 稀疏长直线的角度分布图



(c) 稀疏长直线的Hough变化

图1 直线参数分布图

为避免不同方向直线产生虚假灭点,本文首先根据直线的角度 θ 将提取的直线束分为三类。其中, $[0^\circ - \Delta, 0^\circ + \Delta]$ 区间的直线分为一类,对应于建筑物图像中垂直方向上的直线束; $(-90^\circ + \alpha, 0^\circ - \Delta)$ 和 $(0^\circ + \Delta, 90^\circ - \alpha)$ 区间的直线分别归为另外两类,对应于建筑物图像中两组水平方向上的直线束。实验时,取 $\Delta = 15^\circ, 0^\circ \leq \alpha \leq 5^\circ$ 。

2 直线参数模型构建

根据摄像机的透视投影特性,过同一灭点的直线束必然是中心聚集,分布于以灭点为顶点的一定面积大小的扇形区域内。假设同方向直线束的共同灭点坐标为 (u, v) , 那么由式(1)可以得到过灭点 (u, v) 的所有直线为

$$\rho_i = u \cos(\theta_i) + v \sin(\theta_i) \quad (2)$$

其中: (ρ_i, θ_i) 为过灭点 (u, v) 的各条直线的参数, $i = 1, 2, \dots, n$ (n 为某方向的直线数)。

根据图像中直线束沿曼哈顿方向无限消隐的特点,各方向灭点坐标中 u, v 间的比值存在如下对应关系:

- 1) 水平方向的灭点朝 u 轴方向无限消隐,则 $|u/v| > 1$;
- 2) 垂直方向的灭点朝 v 轴方向无限消隐,则 $|u/v| < 1$ 。

当 $|u/v|$ 取满足 1) 和 2) 的不同比值时,过灭点 (u, v) 的

检测的研究,这是因为这类建筑物普遍存在,在现实生活中所占比例较高,是目前灭点检测研究较为广泛的研究对象。这类建筑物有一个共同的特点,即建筑物表面的大部分直线位于空间中相互垂直的三个方向。

由于稀疏直线相比稠密直线更能精确地估计参数模型^[16],且直线段越长,灭点的稳健性越好^[17],因此本文采用 Canny 算子和 Hough 变换相结合的方法,通过合并同参数的直线段来提取建筑物图像中较长的稀疏直线,并获取相应的直线参数信息(见图1)。

Hough 变换后,图像中的直线可表示为

$$\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (1)$$

其中: (x, y) 为图像空间坐标; (ρ, θ) 为直线在参数空间中的坐标, ρ 为坐标原点到直线段的距离, θ 为直线段与 x 轴间的夹角,且 $-90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$ 。

图1中:图(a)为输入的建筑物图像和通过 Canny 算子及 Hough 变换得到的稀疏长直线;图(b)为这些稀疏长直线的角度分布;图(c)为长直线的 Hough 变化(图中的方框代表直线 (ρ, θ) 峰值位置)。从实验结果可以看出,提取到的直线参数大致分布于三个区域:图1(b)中位于 $0^\circ, 90^\circ$ 以及 -90° 的三组邻近角度区域,图1(c)中有三组明显的方框区域。这三类直线束分别对应于曼哈顿的三个方向,即产生三类正交方向的灭点。

直线参数 (ρ_i, θ_i) 的关系曲线如图2所示。图2(a)~(d)分别列出了 u, v 比值为正时的 (ρ_i, θ_i) 参数分布情况,负值曲线分布与正值曲线分布互为镜像。从图2中可以看出,当 $|u/v| > 1$ 时,水平方向 $\pm 90^\circ$ 附近的直线参数 (ρ_i, θ_i) 在至少 30° 的角度区间内几乎都满足线性分布关系,并且随着比值的增大,符合该线性分布的角域也在扩大(如图2(a)、(b));当 $|u/v| < 1$ 时,垂直方向 0° 附近的直线参数对 (ρ_i, θ_i) 在任何比值情况下满足线性分布的角域都比较大(如图2(c)、(d))。由此可知,灭点对应的直线束在 (ρ_i, θ_i) 参数空间中满足线性分布关系。

对于存在错误样本点的样本集合,构建其准确的线性模型需要一个稳健的线性估计算法。目前,常用的线性估计算法有最小二乘法、RANSAC 算法以及稳健回归算法。笔者通过实验分析发现^[18]:最小二乘法对外点异常敏感,拟合误差比较大;RANSAC 算法能够鲁棒地估计模型参数,但是计算参数的迭代次数没有上限,并且有时可能会得到错误的拟合结果。因此本文将稳健回归算法作为参数线性模型的估计算法。

假设建筑物图像中某一曼哈顿方向有 n 条直线束,分别记为 $L(\rho_i, \theta_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 。那么,这 n 条直线束对应的参数 (ρ_i, θ_i) 应该满足的一般线性表达式如式(3):

$$\rho_i = a + b\theta_i + e_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中: (ρ_i, θ_i) 为 n 条直线束中第 i 条直线的参数; a, b 为直线参数的线性模型参数; e_i 为随机误差。为抑制外点的影响, 稳健回归算法的线性拟合目标函数如式(4):

$$S(a, b) = \min \sum \lambda_i (\rho_i - a - b\theta_i)^2 \quad (4)$$

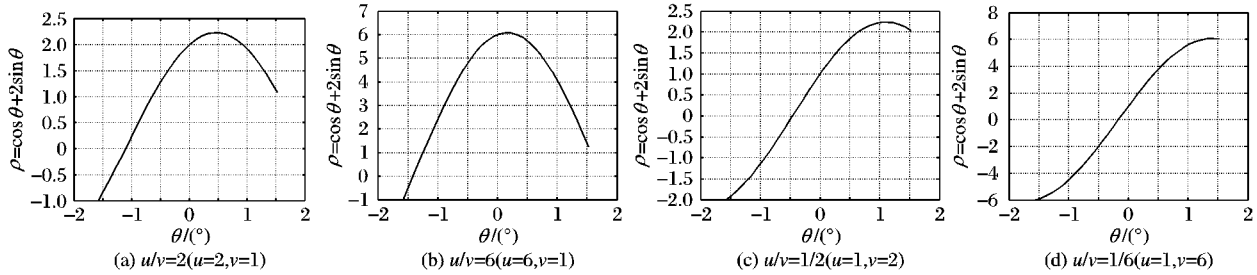


图2 u, v 比值为正时的 (ρ_i, θ_i) 参数分布情况

3 一致性函数与灭点估计

拍摄的建筑物图像中往往存在树木、电线杆、行人等干扰因素, 导致提取的直线段中不可避免地引入各种错误直线, 增大了灭点检测的难度, 也降低了灭点检测的精度。本文将去除候选灭点中外点的目标直接转化为去除直线束中的错误直线。

一般认为, 远离线性模型的参数点即为外点。根据同一曼哈顿方向的直线参数满足相同线性分布的特性, 定义本文直线参数的一致性函数如式(5):

$$Q = \{(\rho_i, \theta_i) | D[(\rho_i, \theta_i), S] < r\} \quad (5)$$

其中: Q 为满足某一线性模型的参数对集合, 代表某曼哈顿方向所有有效直线束; S 为利用稳健回归算法拟合的直线参数线性模型; r 为控制外点的距离阈值, 超过距离阈值以外的参数对则默认为外点, 实验时设定 $r = 1$; 符号 $D[(\rho_i, \theta_i), S]$ 表示为参数点 (ρ_i, θ_i) 到线性模型 S 的距离, 其距离公式如式(6)所示。

$$D[(\rho_i, \theta_i), S] = \frac{|a + b\theta_i - \rho_i|}{\sqrt{1 + b^2}} \quad (6)$$

其中符号 a, b 为线性模型 S 的模型参数, 当直线参数对满足式(5)中的一致性函数时, 该参数对 (ρ_i, θ_i) 对应的直线即为满足灭点检测的有效直线; 否则视为无效直线, 予以去除。

根据灭点定义, 三维空间中平行直线在投影面上的交点即为灭点。假设直线 l_1, l_2 分别为某曼哈顿方向提取的两条有效直线, 那么产生于二维图像上的灭点即为两直线间的交点, 表示为式(7):

$$vp = l_1 \times l_2 \quad (7)$$

事实上由于投影误差、线段的端点噪声等影响, 同一曼哈顿方向的有效直线束往往不能精确地交于一点, 而是集中于一个较小的邻域内。当邻域内的候选灭点到所有有效直线的距离之和最小时, 该候选灭点即为所求的最优灭点, 即

$$J(vp) = \min_{vp} \sum_{i=1}^n (l_i^T vp)^2 \quad (8)$$

其中 l_i 为某一曼哈顿方向的第 i 条有效直线。在最小化点到

记号 λ_i 为最小化过程中赋予每一条直线的权值。通过对外点赋予较小的权值, 而对理想的样本点赋予较大的权值来达到抑制外点的效果。这样, 使目标函数达到最小值时的 a, b 值即为稳健回归算法所求线性模型的参数值。

直线距离和的过程中, 本文采用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 法求得灭点坐标的最优解。这样, 仅仅利用建筑物图像中直线的参数信息就可以精确地估计各曼哈顿方向的灭点坐标。

4 实验结果

为验证本文算法的灭点检测效果, 本文设计了两组实验, 并与 Schmitt 等^[15]的灭点检测算法进行比较和分析。实验时采用的建筑物图像来源于 York Urban 图像库^[16]。该图像库包含了纽约市的建筑物图像, 并给出了采集这些图像的摄像机焦距 $f(f = 672.5778$ 像素, 采用 Caprile 等^[19]的摄像机标定方法获得)。由于图库中并未直接给出灭点坐标, 因此实验时分别采用本文算法和 Schmitt 等^[15]灭点检测算法获得灭点坐标, 并结合 Caprile 等^[19]的摄像机标定方法进行基于灭点的焦距标定, 通过比较焦距误差来对比灭点的检测精度。

实验1 从 York Urban 图像库随机选取两张符合曼哈顿假设的建筑物图像进行实验。

根据本文算法去除提取各曼哈顿方向的有效直线束, 实验结果如图3、4所示。其中: 图3(a)为第一幅图像采用 Canny 算子和 Hough 变换检测到的长直线, 图3(b)~(d)为第一幅图像去除外点后的各曼哈顿方向的有效直线束; 图4(a)为第二幅图像采用 Canny 算子和 Hough 变换检测到的长直线, 图4(b)~(d)为第二幅图像的实验结果。由图3、4可见, 本文算法很好地去除了产生外点的错误直线, 获取了各曼哈顿方向的有效直线束。

利用本文及 Schmitt 等^[15]的算法检测到的灭点坐标及基于灭点坐标的焦距标定结果 (采用 Caprile 标定方法) 如表1所示 (其中 vp_x, vp_y, vp_z 分别表示 X, Y, Z 轴方向上的灭点)。从表1中可以看出, 基于本文灭点所得的平均焦距误差为 1.0524 像素, 而 Schmitt 等^[15]的算法所得灭点计算的平均焦距误差为 3.1287 像素; 对比同组实验, 本文灭点计算的焦距更接近于给定的焦距值。

表1 两种算法灭点坐标估计及焦距标定结果

图像	算法	vp_x	vp_y	vp_z	f /像素	Δf /像素
图3	本文算法	(-400.6804, 370.3257)	(975.4820, 370.0147)	(344.5500, -3236.8)	673.1344	0.5566
	文献[15]算法	(-387.58, 366.242)	(980.494, 372.062)	(331.616, -3143)	670.6631	1.9147
图4	本文算法	(-679.2725, 379.3739)	(800.2600, 396.3659)	(365.4028, -2867.2)	674.1259	1.5481
	文献[15]算法	(-565.851, 360.51)	(832.229, 427.259)	(355.502, -2629.11)	676.9204	4.3426

实验2 为了验证本文算法提取的有效直线束和检测的

灭点的准确性, 采取人工方式精确提取有效直线束, 再进一步

对比各灭点检测算法的准确性。

图5(a)~(c)中各组加粗的直线为人工精确提取的曼哈顿方向的有效直线束。表2列出了采用不同方法检测的灭点坐标及焦距标定结果。观察各组灭点坐标值,本文检测的灭

点坐标更接近于人工方式获得的灭点结果;并且,基于这两类灭点坐标,计算所得的焦距误差也更小。由此可知,相较于Schmitt等^[15]的灭点检测算法,本文算法检测的灭点精度相对较高。

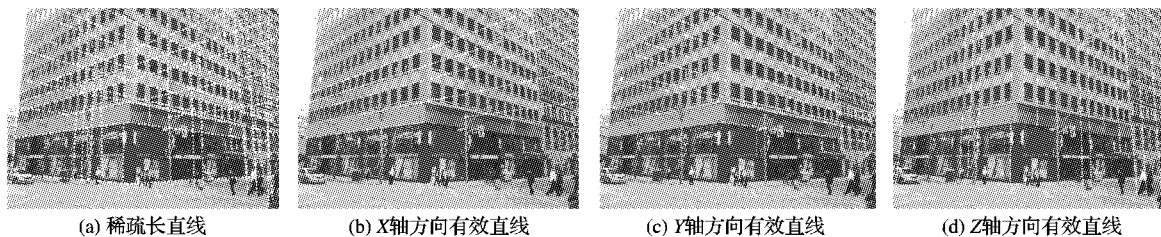


图3 第一幅图像有效直线的提取

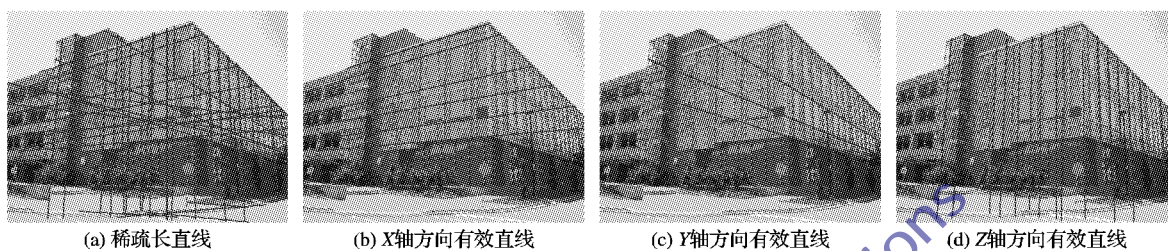


图4 第二幅图像有效直线的提取

表2 两种算法与人工精确提取的灭点坐标及焦距对比

提取方式	vp_x	vp_y	vp_z	$f/\text{像素}$	$\Delta f/\text{像素}$
人工提取	(-399.6574, 372.5449)	(978.7795, 368.7759)	(339.4422, 3226.1)	674.0004	1.4226
本文算法	(-400.6804, 370.3257)	(975.4820, 370.0147)	(344.5500, -3236.8)	673.1344	0.5566
文献[15]算法	(-387.58, 366.242)	(980.494, 372.062)	(331.616, -3143)	670.6631	1.9147



图5 人工精确提取的曼哈顿方向直线束

5 结语

本文提出了一种直线参数信息的建筑物稳健灭点检测算法,该算法仅仅利用建筑物图像中的直线参数信息,就能精确估计曼哈顿方向上的灭点坐标。整个灭点检测过程自动,无需添加其他的几何约束条件或摄像机内参数信息。实验结果表明,本文的灭点检测算法很好地去除了外点,检测的灭点精度较高,可有效地应用于建筑物图像的摄像机标定领域。本文算法不仅可以检测简单场景的建筑物灭点,而且,如果建筑物周围存在树木、行人等物干扰时,通过建立直线参数一致性函数可以提取有效的直线,完成建筑物的灭点检测。但是如果图像中存在多个建筑物时,本文算法会失效。后续的工作也将结合图像分割的方法对这个问题进行研究。

参考文献:

- [1] HE B W, LI Y F. Camera calibration from vanishing points in a vision system [J]. Optics and Laser Technology, 2008, 40(3): 555-561.
- [2] LEE S C, JUNG S K, NEVATIA R. Automatic pose estimation of complex 3D building models [C]// Proceedings of the Sixth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 148-152.
- [3] 曾纪国. 单视图对称曲面建模及纹理提取[J]. 计算机应用, 2009, 29(2): 429-432.

- [4] SUTTORP T, BUCHER T. Robust vanishing point estimation for driver assistance [C]// 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 1550-1555.
- [5] WU Q, ZHANG W D, CHEN T, *et al.* Prior-based vanishing point estimation through global perspective structure matching [C]// ICASSP 2010: Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 2110-2113.
- [6] KOŠECKÁ J, ZHANG W. Extraction, matching, and pose recovery based on dominant rectangular structures [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 100(3): 274-293.
- [7] ALMANSA A, DESOLNEUX A, VAMECH S. Vanishing point detection without any priori information [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(4): 502-507.
- [8] BARNARD S T. Interpreting perspective images [J]. Artificial Intelligence, 1983, 21(4): 435-62.
- [9] SCHAFFALITZKY F, ZISSERMAN A. Planar grouping for automatic detection of vanishing lines and points [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(9): 647-658.
- [10] ROTHER C. A new approach for vanishing point detection in architectural environments [C]// Proceedings of the 11th British Machine Vision Conference. Oxford: BMVA Press, 2000: 382-391.
- [11] 舒远, 谈正. 一种新的消隐点自动测量算法[J]. 红外与激光工程, 2003, 32(5): 479-483.
- [12] AGUILERA D G, LAHOZ J G, CODES J F. A new method for vanishing points detection in 3D reconstruction from a single view [EB/OL]. [2012-03-20]. <http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/5-W17/pdf/6.pdf>.

(下转第538页)

信息,使得所求取的特征空间更加有利于正确分类。实验结果表明,在无方位角信息、较低特征维数时识别率仍可达到98.47%;通过与其他方法比较,可以看出本文方法的识别性

能有了一定的提高,充分表明本文方法可行有效。由于通过加权来解决“次优性”问题,增加了训练样本的时间,如何减少训练时间是下一步需要研究的方向。

表4 沿行和列定义距离下在不同维数时的识别率

l	r									
	38	34	30	26	22	18	14	10	6	2
38	0.975 2	0.975 2	0.973 7	0.976 6	0.975 2	0.977 4	0.978 1	0.981 0	0.979 5	0.956 8
34	0.975 9	0.975 9	0.977 4	0.978 1	0.978 1	0.979 5	0.979 6	0.978 8	0.980 2	0.957 5
30	0.978 1	0.978 1	0.978 1	0.978 8	0.978 8	0.979 5	0.978 1	0.981 0	0.982 4	0.957 5
26	0.976 6	0.975 9	0.976 6	0.978 1	0.977 3	0.978 8	0.981 0	0.983 2	0.978 8	0.959 7
22	0.979 6	0.979 5	0.979 5	0.979 5	0.983 9	0.983 9	0.983 9	0.984 7	0.981 0	0.961 2
18	0.978 1	0.978 1	0.978 1	0.978 8	0.981 0	0.981 7	0.981 0	0.983 9	0.982 4	0.959 7
14	0.975 9	0.975 9	0.977 3	0.978 1	0.978 1	0.980 3	0.981 0	0.982 4	0.978 8	0.950 9
10	0.975 2	0.975 9	0.975 9	0.976 6	0.975 9	0.977 3	0.977 3	0.979 5	0.974 3	0.936 9
6	0.972 2	0.970 8	0.972 2	0.973 7	0.973 0	0.973 0	0.969 3	0.967 8	0.968 5	0.939 8
2	0.925 3	0.923 9	0.923 8	0.922 4	0.926 0	0.929 7	0.926 8	0.922 3	0.913 5	0.905 5

表5 不同方法的识别率比较

方法	识别率/%	特征维数	
LDA ^[4]	89.01	—	
KLDA ^[4]	97.95	—	
2DLDA ^[16]	96.26	48 × 10 = 480	
2DPCA ^[11]	96.98	128 × 8 = 1 024	
(2D) ² LDA ^[7] (沿行定义距离)	96.93	12 × 22 = 264	
(2D) ² MCS ^[11] (沿行和列定义距离)	97.72	24 × 10 = 240	
W(2D) ² LDA	沿行定义距离	98.32	22 × 10 = 220
	沿列定义距离	98.46	26 × 6 = 156
	沿行和列 定义距离	98.47	22 × 10 = 220

参考文献:

- [1] KAPLAN L M. Analysis of multiplicative speckle models for template-based SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(4): 1424 - 1432.
- [2] ZHAO Q, PRINCIPE J C. Support vector machine for SAR automatic target recognition [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(2): 643 - 654.
- [3] 韩萍, 吴仁彪, 王兆华, 等. 基于 KPCA 准则的 SAR 目标特征提取与识别[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(10): 1297 - 1301.
- [4] 韩萍, 吴仁彪, 王兆华. 基于 KFD 准则的 SAR 目标特征提取与识别[J]. 现代雷达, 2004, 26(7): 27 - 30.
- [5] 胡利平, 刘宏伟, 吴顺君. 基于两级 2DPCA 的 SAR 目标特征提

取与识别[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(7): 1722 - 1726.

- [6] 赵武锋, 沈海斌, 严晓浪. 直接 LDA 在人脸识别中的鉴别力分析[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2010, 44(8): 1479 - 1483.
- [7] 胡利平. 合成孔径雷达图像目标识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [8] 杜海顺, 柴秀丽, 汪凤泉, 等. 一种基于双向 2DLDA 特征融合的人脸识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(9): 1880 - 1885.
- [9] 刘永俊, 陈才扣, 王正群. 修正的最大散度鉴别分析及人脸识别[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(1): 190 - 193.
- [10] 邓泳聪, 谢宏威, 欧阳高飞, 等. 基于加权双向二维线性判别特征的焊点检测算法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2010, 38(12): 35 - 40.
- [11] 胡利平, 刘宏伟, 尹奎英, 等. 两向二维最大子类散度鉴别分析及其在 SAR 目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2009, 30(12): 2380 - 2386.
- [12] LOOG M. Approximate pairwise accuracy criteria for multiclass linear dimension reduction: generalisations of the Fisher criterion [M]. Delft: Delft University Press, 1999.
- [13] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 540 - 547.
- [14] 俞王新. 计算机人脸检测与识别方法的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [15] 胡利平, 刘宏伟, 吴顺君. 一种新的 SAR 图像目标识别预处理方法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2007, 34(5): 733 - 737.
- [16] 张静, 王国宏, 杨智勇, 等. 基于二维子分类鉴别分析的 SAR 图像识别方法研究[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 797 - 803.

(上接第 518 页)

- [13] TARDIF J P. Non-iterative approach for fast and accurate vanishing point detection [C]// ICCV'09: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1250 - 1257.
- [14] COUGHLAN J M, YUILLE A L. Manhattan world: compass direction from a single image by Bayesian inference [C]// ICCV'99: Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1999: 941 - 947.
- [15] SCHMITT F, PRIESE L. Vanishing point detection with an intersection point neighborhood [C]// Proceedings of the 15th IAPR International Conference on Discrete Geometry for Computer Image-

ry. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 132 - 143.

- [16] DENIS P, ELDER J H, ESTRADA F J. Efficient edge-based methods for estimating Manhattan frames in urban imagery [C]// Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 197 - 210.
- [17] 李畅, 张祖勋, 张永军. 灭点误差分布的理论精度评定[J]. 测绘学报, 2011, 40(3): 393 - 396.
- [18] 王丽. 面向建筑物重建的摄像机自标定方法研究[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2012.
- [19] CAPRILE B, TORRE V. Using vanishing points for camera calibration [J]. International Journal of Computer Vision, 1990, 4(2): 127 - 140.