

低信噪比红外图像直线段检测算法

艾 锐^{1,2,3}, 史泽林^{1,3}, 张程硕^{1,2,3}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国科学院光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘 要: 因梯度场计算受噪声影响严重, 直线段检测是低信噪比红外图像处理的一个难点。文中利用直线区域的相位分布具有显著非各向同性的基本事实, 通过度量图像点邻域内的非各向同性度来区分直线点和非直线点。定义了图像的局部非各向同性度并给出了计算子, 结合相位编组和背景反例模型, 提出了一种能有效抑制噪声影响的新的直线段提取算法。实验表明, 该算法能有效检测出低信噪比图像中的直线段, 并具有很低的虚警率。

关键词: 直线段检测; 低信噪比红外图像; 局部非各向同性度; 相位编组; 背景反例模型
中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)01-0278-07

Line segment detection in low-SNR infrared image

Ai Rui^{1,2,3}, Shi Zelin^{1,3}, Zhang Chengshuo^{1,2,3}

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Key Laboratory of Opto-Electronic Information Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: Line segment detection in low-SNR infrared image is difficult as the gradient field calculation is badly affected by noise. In this paper, a new approach was presented to distinguish line elements and non-line ones in an image according to the fact that gradient field phase distribution of a line area distinctly appears non-isotropic. Local non-isotropy was defined and a calculating operator was presented. By combing phase-grouping algorithm and contrario detection framework, a new line segments detection algorithm was proposed. Experimental results indicate that the algorithm can effectively detect line segments in low-SNR images with a low false alarm rate.

Key words: line segment detection; low-SNR IR image; non-isotropi; phase-grouping; contrario detection framework

收稿日期: 2012-05-22; 修订日期: 2012-06-19

基金项目: 国家 973 计划

作者简介: 艾锐(1981-), 男, 博士生, 主要从事图像处理及目标识别方面的研究工作。Email: airui@sia.cn

导师简介: 史泽林(1965-), 男, 研究员, 博士生导师, 博士, 主要从事图像处理、目标识别与跟踪方面的研究工作。

0 引言

红外成像系统对低温差场景进行远距离探测时,因目标与背景的相对辐射强度较弱,红外成像的突出表现为信噪比较低。作为红外图像的一类稳定特征,直线段提取方法一直是自动目标识别所关注的重点问题,而低信噪比图像的直线段检测质量直接关系到自动目标识别技术的工程化水平。

直线段是一种中层几何形状描述特征,常用于目标识别等视觉任务中^[1-4],特别适合应用在人造环境的识别中,建筑物、机场、桥梁、道路等人造目标都可以用直线段描述。经典的直线段检测算法有基于 Hough 变换的直线段检测算法^[5-6]、基于边缘点跟踪的直线段检测算法^[7-10]和基于区域的相位编组算法^[11]。这些直检测算法都需要先计算图像的梯度场,再利用梯度幅值或者方向进行直线段检测,均存在阈值不能自适应和虚警率较高的缺点。Desolneux 等人^[12-14]提出一种称为背景反例模型的通用阈值决策理论,认为有意义的结构是指那些在随机图像中出现概率很小的构型,也就是背景模型中很少会出现的反例。Gioi 提出的 LSD 算法^[15]在相位编组算法的基础上根据背景反例模型加上虚假直线段的判别和剔除后,其运算速度显著加快且虚警率较低。

低信噪比图像中较强的噪声给直线段检测带来了新的困难,噪声会改变甚至颠倒图像的局部对比度,极大地干扰图像梯度信息的计算,已有算法不能有效检测出此类图像中的直线段特征。针对此问题,文中提出了计算图像梯度场上每个图像点邻域内梯度分布的非各向同性度,结合相位编组直线段提取算法思想和背景反例模型的直线段检测算法。对比实验结果表明,该直线段算法能更有效地抑制噪声干扰。

1 局部非各向同性度

基于边缘检测的直线段提取算法的默认前提是只有图像中梯度幅值足够大的点才有可能是在直线上的点,而相位编组算法的思想则是将直线定义为一个图像区域,区域内点的梯度方向与直线方向大致垂直。相位编组算法大致可以分为 3 个步骤:首先是根据梯度方向将图像中的点分割成不同的区域;然

后,对每个区域拟合出最符合此区域形状的直线段;最后,按照区域内点的梯度信息判断此直线段是否合理,删除不合理的伪直线段。这种方法依赖于梯度方向的可靠性,如果梯度方向不能真实的反映实际图像结构的相位信息,将会极大地影响算法效果。Desolneux^[16]分析了成像过程中灰度级量化误差对梯度方向计算的影响,指出梯度幅值较大则影响很小,梯度幅值较小的点则可能导致梯度方向误差很大。显然,梯度方向的误差会直接导致直线提取算法得到虚假的检测结果。因此,Desolneux 提出如下梯度幅值阈值来排除这种虚假检测结果:

$$\rho = \frac{q}{\sin \tau} \quad (1)$$

式中: ρ 为梯度幅值阈值; $q=2$ 为在 256 级量化中有可能带来的最大灰度级误差; $\tau=22.5^\circ$, 表示允许的梯度方向最大误差。其做法是排除所有梯度幅值小于该阈值的图像点。可以注意到,当图像本身对比度较低或者噪声较强时,应用该阈值必然会导致遗漏大部分直线。

考虑到直线区域的特点是其相位分布具有高度的非各向同性,因此可以通过度量图像点邻域内的非各向同性度来区分直线点和非直线点。借鉴纹理分析^[17]中的概念,在图像梯度场的基础上,定义图像局部区域内梯度方向分布的局部主方向 Ori 和关于局部主方向的局部集中度 Str 为该图像区域的局部非各向同性度量。

1.1 局部非各向同性度的定义和计算方法

考虑以图像点 $\mathbf{X}(x,y)$ 为中心的一小块图像区域。假设区域中有 n 个点,它们的梯度向量记为 $\vec{g}_i = [g_x^{(i)}, g_y^{(i)}]^T$, $i=1,2,\dots,n$ 。记

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n g_x^{(i)} g_x^{(i)} & \sum_{i=1}^n g_x^{(i)} g_y^{(i)} \\ \sum_{i=1}^n g_x^{(i)} g_y^{(i)} & \sum_{i=1}^n g_y^{(i)} g_y^{(i)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

为区域内梯度向量分布的自相关函数。

计算区域的局部主方向 Ori ,相当于寻找一个单位向量 \vec{a} 使其与区域内所有梯度向量的平均夹角最小,也就是要求最大化以下函数:

$$\sum_{i=1}^n (\vec{a} \vec{g}_i) = \vec{a} \sum_{i=1}^n (\vec{g}_i \vec{g}_i) \vec{a} = \vec{a}^T \mathbf{H} \vec{a} \quad (3)$$

由拉格朗日法可知该问题的解就是矩阵的特征向量。记矩阵的两个特征值为 λ_1 和 λ_2 , 且 $\lambda_1 > \lambda_2$ 。定义较大的特征值 λ_1 所对应的特征向量为该区域的主方向 **Ori**。局部集中度 **Str** 则定义为:

$$\text{Str} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (4)$$

显然, **Str** 的值落在区间 $[0, 1]$ 上, 并且其值越接近 1 表示该区域的非各向同性度越强, 直线区域上的点应该具有接近于 1 的 **Str** 值。

可以看出局部主方向和局部集中度是尺度相关的。出于增强鲁棒性的考虑, 文中在尺度空间上进行计算。首先将原始图像放大两倍作为初始图像 I_0 , 然后通过高斯平滑建立尺度空间图像, 即:

$$I_{k+1} = G(\sigma) \times I_k \quad (5)$$

其中, $\sigma = \sqrt{2}$ 。文中实验取 $k=0, 1, 2, 3$, 也就是建立 I_0 到 I_3 一共 4 层。对于尺度空间中的每层图像, 都计算局部主方向和局部集中度, 点邻域大小和 $2^{k/2}\sigma$ 成正比。最终, 每个图像点处的局部集中度定义为各尺度层中局部集中度计算结果中最大的, 而其局部主方向则是此局部集中度所对应的局部主方向。

1.2 局部非各向同性度分析

采用图像点邻域内的非各向同性度量来取代梯度, 目的是消除噪声的干扰以获取准确的图像点相位信息。真实图像可以看作是理想的无噪声图像与噪声的叠加。定义 $I(x, y)$, $f(x, y)$, $\omega(x, y)$ 分别表示真实图像、无噪声图像和噪声, 有:

$$I(x, y) = f(x, y) + \omega(x, y) \quad (6)$$

记真实图像点 $X(x, y)$ 处的梯度向量为:

$$\vec{g}_I(X) = [I_x(X), I_y(X)]^T = \left[\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right]^T \quad (7)$$

在数字图像处理中, 通常用离散梯度模板计算图像点梯度, 为了保证梯度计算的局部性, 文中采用如下的离散梯度模板:

$$\vec{g}_I(X) = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} I(x+1, y) + I(x+1, y+1) - I(x, y) - I(x, y+1) \\ I(x, y) + I(x+1, y) - I(x, y+1) - I(x+1, y+1) \end{pmatrix} \quad (8)$$

由于梯度计算为线性, 可以得到:

$$\vec{g}_I(X) = \vec{g}_f(X) + \vec{g}_\omega(X) \quad (9)$$

其中,

$$\vec{g}_f(X) = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} f(x+1, y) + f(x+1, y+1) - f(x, y) - f(x, y+1) \\ f(x, y) + f(x+1, y) - f(x, y+1) - f(x+1, y+1) \end{pmatrix}$$

$$\vec{g}_\omega(X) = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \omega(x+1, y) + \omega(x+1, y+1) - \omega(x, y) - \omega(x, y+1) \\ \omega(x, y) + \omega(x+1, y) - \omega(x, y+1) - \omega(x+1, y+1) \end{pmatrix}$$

假设噪声 ω 是标准差为 σ 的零均值高斯白噪声, 即 $\omega \sim N(0, \sigma^2)$, 由于噪声是每点独立同分布的, 所以 ω_x 和 ω_y 都服从标准差为 2σ 的零均值高斯分布, 这样噪声的梯度向量 $\vec{g}_\omega(X)$ 就服从一个二元高斯分布 $N(0, C)$, C 是协方差阵。无噪声的直线区域内梯度分布近似一致, 记 $\vec{g}_I(X) = \vec{\mu}$, 因此有 $\vec{g}_I(X) = \vec{g}_\omega(X) + \vec{g}_f(X) = N(\vec{\mu}, C)$ 。由循环统计学可知, 对于一个单位二元高斯随机变量 $x = (\cos\theta, \sin\theta)^T$, 如果其均值为 $\vec{\mu} = (\cos\mu, \sin\mu)^T$, 协方差为 $\kappa^{-1}I_2$, 则其角度 θ 的分布符合 Von-Mises 分布 $M(\mu, \kappa)$:

$$f(\theta, \mu, \kappa) = \frac{1}{2\pi I_0(\kappa)} e^{\kappa \cos(\theta - \mu)} \quad (10)$$

已知点 $X(x, y)$ 邻域内所有点的梯度向量相当于已知此分布的多个采样, 这样可以求参数 $\vec{\mu}$ 的极大似然估计, 也就是公式(3)。这说明在满足噪声类型为高斯噪声的假设前提下, 文中的计算方法可以得到消除噪声干扰的原始图像数据的相位信息。

2 算法描述

噪声干扰下的局部主方向比梯度方向能提供更为准确的方向信息。于是在局部非各向同性度量的基础上, 提出一种新的直线段提取算法其流程如下:

(1) 计算图像每点的局部非各向同性度, 包括局部主方向和局部集中度两个部分;

(2) 根据局部非各向同性度将图像中的点聚类形成直线段支撑区域, 得到候选直线段;

(3) 剔除虚假直线段, 得到最后的检测结果。

其中算法第 1 步的实现方法在第 2 节中已经阐述, 下面将介绍第 2 步与第 3 步的实现方法。

2.1 计算候选直线段

Burns^[7]的算法将直线段定义为图像中的一个矩形区域, 称为直线段支撑区域, 这个区域由互相连通且方向近似一致的图像点组成。文中采用局部主方向代替梯度方向, 用区域生长方法来编组图像点得到直线段支撑区域。将图像点按照局部集中度值由

高到低逆序排列,以最大点作为种子点开始生长直线段支撑区域,种子点 8 连通邻域内所有局部主方向与区域方向近似一致的点被生长进来。其中区域方向定义为区域中所有图像点局部主方向的加权平均,权重是局部集中度。近似一致则定义为两个方向的角度之差小于某个阈值(文中此阈值定为 22.5°)。已经被生长进入某个直线段支撑区域的图像点不再参与其他直线段支撑区域的生长,如此反复直到所有图像点都被划分到某个直线段支撑区域中。

得到所有的直线段支撑区域后,对每个区域进行矩形拟合来确定直线段参数(如图 1 所示),区域的中心和长轴方向决定了直线段的位置和方向,区域中包含的所有图像点在长轴上的投影决定了直线段端点。

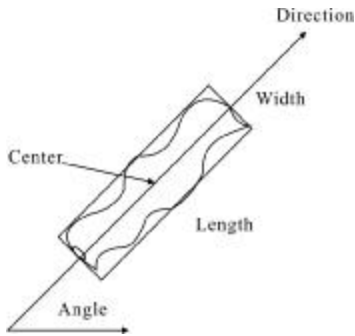


图 1 直线段参数由拟合的矩形决定

Fig.1 A line segment determined by a rectangle

为了拟合矩形,首先计算区域的质心和坐标分布的加权二阶矩。设区域中有 n 个点,其坐标为 (x_i, y_i) ,局部集中度为 $Str_i, i=1, 2, \dots, n$,其质心 (C_x, C_y) 为:

$$C_x = \frac{\sum_{i=1}^n Str_i \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n Str_i}, C_y = \frac{\sum_{i=1}^n Str_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n Str_i} \quad (11)$$

加权二阶矩 M 为:

$$M = \begin{pmatrix} l_{xx} & l_{xy} \\ l_{xy} & l_{yy} \end{pmatrix} \quad (12)$$

其中,

$$l_{xx} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - C_x)^2 Str_i}{\sum_{i=1}^n Str_i}$$

$$l_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - C_x)(y_i - C_y) Str_i}{\sum_{i=1}^n Str_i} \quad (13)$$

$$l_{yy} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - C_y)^2 Str_i}{\sum_{i=1}^n Str_i}$$

计算出 M 矩阵的两个特征值和特征向量得到矩形的长短轴方向和长宽比,并计算出直线段的两个端点。

2.2 剔除虚假直线段

虽然使用局部主方向和局部集中度能够有效的抑制噪声影响,但在纹理复杂的图像区域仍然会检测出很多虚假直线段。判断直线段真伪的方法是检验其直线支撑区域所包含图像点的局部主方向和直线方向的一致性程度,相当于一个阈值决策过程。Desolneux^[12-14]等人提出一种称为背景反例模型的通用阈值决策理论,其核心思想来源于 Helmholtz 定律,认为有意义的结构是指那些不太可能由噪声产生的构型,因此可以通过计算结构在背景噪声分布假设下出现的概率作为结构的判决依据,即有意义的几何结构就是那些自然出现概率很小的构型。如果小概率的偶然事件出现,那么则接受它。

定义: ε -有意义事件(meaningful event),当某事件在均匀随机分布假设下发生次数的期望值小于 ε 时,则认为该事件是 ε -有意义的;当 $\varepsilon \leq 1$,简称为有意义的。

在均匀独立分布假设下, n 个基元中至少有 k 个是同一属性的概率:

$$B(n, k, p) = \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i} \quad (14)$$

式中: p 为独立均匀假设下两基元属性一致的概率。在此基础上,定义背景反例模型为:

$$N_F = N_T \times B(n, k, p) \leq \varepsilon \quad (15)$$

式中: N_T 为所有可能的组合数; N_F 为虚警数(Number of false alarms), N_F 越小,事件的有意义程度越大。

对于直线段检测,可以统计候选直线段上相位方向和所拟合的直线方向近似垂直的边缘点数量,虚假直线段的剔除问题可转化为判断其是否为非结构的背景噪声假设下的例外。假设背景模型为最简

单白噪声模型,也就是图像中每个像素的相位方向在 $[0,2\pi]$ 内是独立均匀随机分布,图像灰度变化平缓区一般符合这种假设,而直线却是相位方向高度一致的区域。反之,则为虚假直线段。在 $N \times N$ 的图像中,所有可能的直线数量为 C_N^2 条,同时考虑直线支撑宽度从 $1-N$ 变化,那么所有可能的直线支撑区域数量为 N^5 。那么产生特定的直线支撑区域中图像点相位方向分布情况的虚警数为:

$$NFA(\text{region})=N^5 \times b(n(\text{region}),k(\text{region}),p) \quad (16)$$

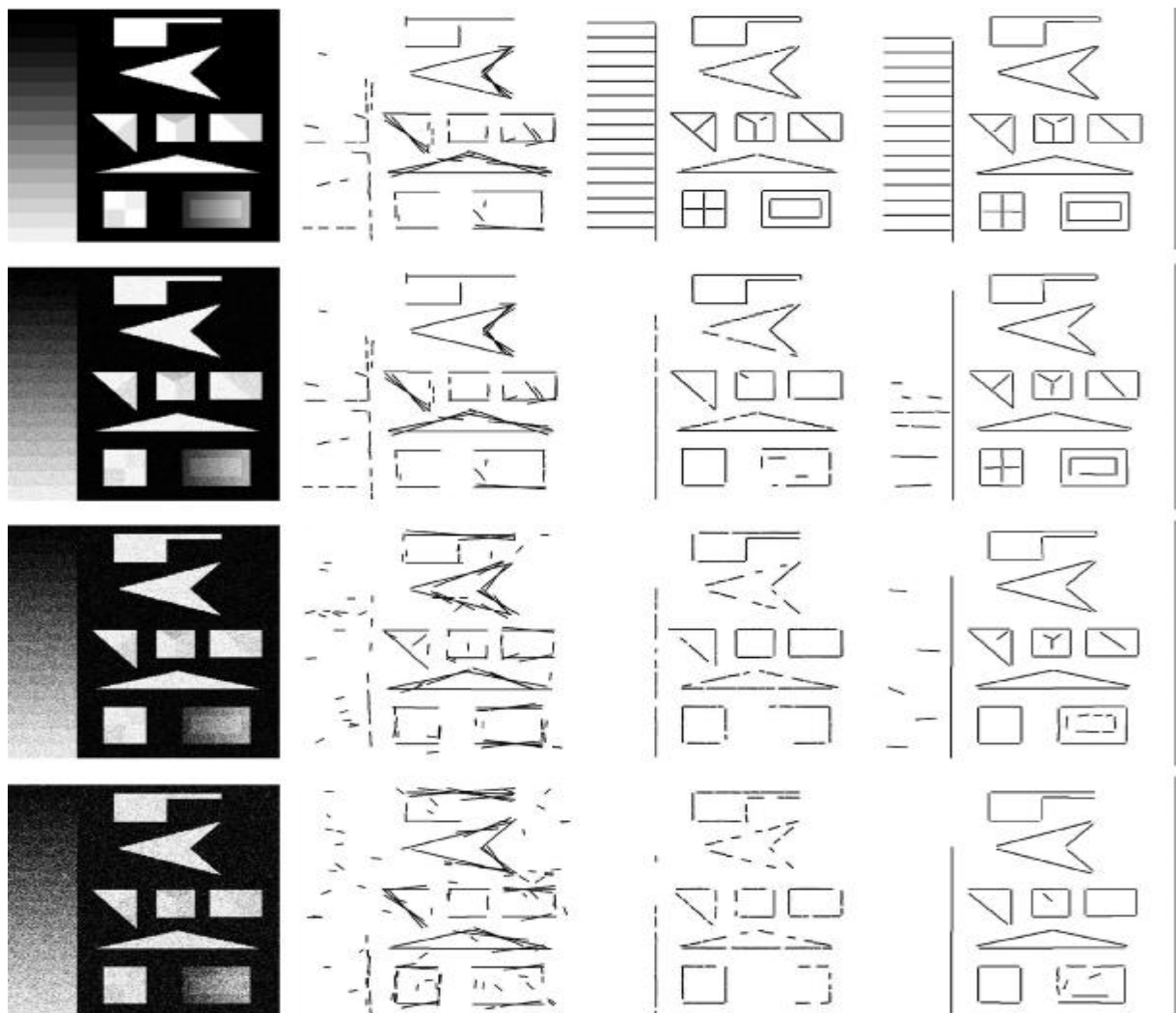
式中: $b(n,k,p)=\sum_{i=k}^n \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i}$, n 表示直线支撑区

域中的总点数, k 表示直线支撑区域中与直线方向一致的点数, p 由角度阈值决定,文中角度阈值为 22.5° ,因此 $p=22.5/180=1/8$; N 为图像大小。图像点的局部主方向设为其相位方向。接受 $NFA \leq \varepsilon$ 的直线段, $NFA > \varepsilon$ 的直线段被作为虚假直线段剔除,参考文献[9]中指出对阈值 ε 的依赖性是非常弱的,文中取 $\varepsilon=1$ 。

3 实验结果及分析

3.1 合成图像中的直线段检测效果比较

图 2 是一幅经典的角点检测测试图像,图中同



(a) 添加噪声的合成图像 (b) Hough 变换算法检测结果 (c) LSD 算法检测结果 (d) 文中算法检测结果
 (a) Composite images with noise (b) Results of Hough transformation (c) Results of LSD algorithm (d) Results of proposed algorithm

图 2 合成图像直线段检测效果比较

Fig.2 Line segments detection results in composite images

时包含高对比度的清晰边缘和低对比度的渐变边缘,一共为 61 条直线段。在上面添加高斯噪声来模拟低信噪比图像以测试文中算法的检测效果,作为对照的算法是传统的 Hough 变换直线段检测算法和最新的 LSD 算法。图像信噪比的原始定义是图像中信号和噪声的功率谱之比,这里用图像信号方差 σ_1 和噪声方差 σ_n 之比来近似,即 $SNR = 10\log_{10}(\sigma_1^2/\sigma_n^2)$ 。图像信号方差 σ_1 的计算方法为:对图像中每个像素都计算 3×3 邻域窗口内的灰度分布方差,取最大值为 σ_1 。图 2(a)中第一行为原始无噪声图像,第二、三、四行叠加的高斯噪声方差分别为 20、40、60,对应的 SNR 分别为 64.2 dB、58.1 dB、54.6 dB。图 2(b)~(d)中分别展示了 Hough 变换算法、LSD 算法和文中算法的直线段检测结果。表 1 中列出了 3 种算法具体的实验结果对比,表格中斜杠前数值为正确的直线段数量,斜杠后数值为虚假直线段数。从表格中可以看出:Hough 变换直线段检测结果包含很多虚假直线段,而且图中的低对比度直线基本都没有检测出来。LSD 算法和文中算法都较好的控制了检测的虚警率。但是当噪声增加时,LSD 算法效果受到较大影响。无法检测出图右侧矩形和三角形中包含的低对比度直线段。并且那些高对比度的直线边缘,诸如图中三角形和矩形的外轮廓,出现很多断裂现象。但是在统计直线段检出数时,文中将一条直线段被计算成多条断裂短直线段的情况也算作此条直线段被检测出,因此从表格中可以看出,LSD 算法和文中算法在高噪声情况下效果相差不大,但实际上文中算法直线段检测结果的完整性要好得多,说明局部非各向同性度量在噪声干扰下比梯度度量要稳定得多。

表 1 三种算法的正确检出数和虚警数对比

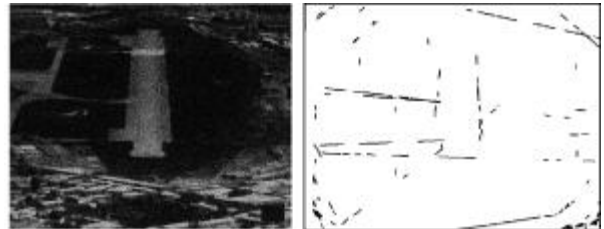
Tab.1 True positives and false positives of three methods

Algorithm	$\sigma_n=0$	$\sigma_n=20$	$\sigma_n=40$	$\sigma_n=60$
HT	42/29	31/21	30/30	25/45
LSD	61/0	33/0	31/0	31/0
Proposed	60/0	50/2	40/1	33/2

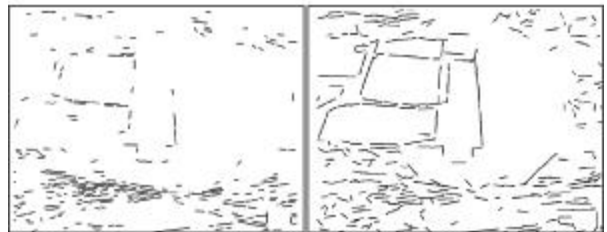
3.2 对真实红外图像的处理结果

图 3 是一幅空中拍摄的真实机场跑道红外图

像,由于跑道与所处环境温度差较小,红外成像控制增益较高,出现在图像中的噪声比较严重。实验表明,采用 Hough 变换算法和 LSD 算法都无法完整检测出图中的机场跑道边缘直线,而文中算法有效地检测到了机场跑道的主要边缘直线段。



(a) 原始红外机场跑道图像 (b) Hough 变换直线段检测结果
(a) Original infrared image of runway (b) Result of Hough transformation algorithm



(c) LSD 算法直线段检测结果 (d) 文中算法直线段检测结果
(c) Result of LSD (d) Result of proposed algorithm

图 3 机场跑道红外图像的直线段检测结果

Fig.3 Line segments detection results of an infrared image of runway

4 结 论

直接依赖于图像原始梯度场信息的直线段特征提取算法对噪声很敏感,文中在图像梯度场的基础上计算每点的局部非各向同性度,结合相位编组思想和背景反例模型提出一种新的直线段检测算法,能在低信噪比情况下保持较高的检测率和较低的虚警率,同时检测出的直线段完整性较好。今后的工作是对算法性能进行综合评定。

参考文献:

[1] Bay H, Ferrari V, Gool L V. Wide-baseline stereo matching with line segments[C]//CVPR, 2005.
 [2] Ferrari V, Tuytelaars T, Gool L V. Wide baseline multiple-view correspondences[C]//CVPR, 2003: 718-725.
 [3] Kahn P, Kitchen L, Riseman E M. A fast line finder for vision-guided robot navigation[J]. IEEE Trans PAMI, 1990,

- 12(11): 1098-1102.
- [4] Leung C, Huang S, Dissanayake G. Active SIAM in structured environments [J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008: 1898-1903.
- [5] Illingworth J, Kittler J. A survey of the Hough transform [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 44(1): 87-116.
- [6] Duda P O, Hart P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures [J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11-15.
- [7] Lee Y S, Koo H S, Jeong C S. A straight line detection using principal component analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14): 1744-1754.
- [8] Lowe D. Three-dimensional object recognition from single two-dimensional images[J]. Artificial Intelligence, 1987, 31(3): 335-395.
- [9] Wen Gongjian, Wang Runsheng. A robust approach to extracting straight lines [J]. Journal of Software, 2001, 12(11): 1660-1666. (in Chinese)
文贡坚, 王润生. 一种稳健的直线提取算法[J]. 软件学报, 2001, 12(11): 1660-1666.
- [10] Rosin P L, West G A W. Nonparametric segmentation of curves into various representations [J]. IEEE Trans PAMI, 1995, 17(12): 1140-1153.
- [11] Burns J B, Hanson A R, Riseman E M. Extracting straight lines[J]. IEEE Trans PAMI, 1986, 8(4): 425-455.
- [12] Desolneux A, Ladjal S, Moisan L, et al. From Gestalt Theory to Image Analysis[M]. Berlin: Springer, 2008.
- [13] R Grompone von Gioi, Jakubowicz J, Randall G. Multisegment detection[C]//ICIP, 2007.
- [14] R Grompone von Gioi, Jakubowicz J, Morel J M, et al. On straight line segment detection [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2008, 32(3): 313-347.
- [15] Gioi R G V, Jakubowicz J, Morel J-M, et al. LSD: A fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Trans PAMI, 2010, 32(4): 722-732.
- [16] Desolneux A, Ladjal S, Moisan L, et al. Dequantizing image orientation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(10): 1129-1140.
- [17] Germain C, Costa J P D, Laviolle O, et al. Multiscale estimation of vector field anisotropy application to texture characterization[J]. Signal Processing, 2003, 83(7): 1487-1503.

下期预览

铷蒸气激光器中的碰撞能量转移效应

葛 伦^{1,2}, 华卫红¹, 王红岩¹, 杨子宁¹, 韩海涛¹

(1. 国防科学技术大学 光电科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 中国人民解放军 61773 部队, 新疆 乌鲁木齐 830002)

摘 要: 为研究高泵浦强度下铷蒸气激光器中的碰撞能量转移效应, 建立了考虑碰撞能量转移的铷蒸气激光器速率方程模型。通过计算得到高泵浦强度下(10 kW/cm²), 碰撞能量转移不会显著影响激光发射速率。碰撞能量转移强弱与激发态粒子数密度和对应温度下的速率常数有关。随着泵浦强度和激发态粒子数密度提高, 碰撞能量转移会减小激光发射速率。但是在较低泵浦强度、较低粒子数密度条件下, 碰撞能量转移对自发辐射的抑制效果更为显著, 反而会促使激光发射速率增加。