文章编号:1004-4213(2010)09-1666-6

复杂背景下钢索图像的纹理分割与边界识别*

孙慧贤1a,张玉华1b,罗飞路2

(1 军械工程学院 a. 光学与电子工程系; b. 电气工程系,石家庄 050003)(2 国防科学技术大学 机电工程与自动化学院,长沙 410073)

摘 要:针对复杂背景下钢索图像难以准确分割的问题,提出一种基于纹理分析的钢索图像分割与 边界识别方法.采用基于模糊 Hough 变换的纹理方向检测方法确定钢索走向,利用边缘方向密度 直方图作为纹理特征,对与钢索纹理方向相应的边缘方向赋予不同权重,抑制纹理分割中背景的干 扰,对钢丝绳图像进行聚类分割,采用检测平行直线的方法确定其边界,并根据算法参量对边界进 行修正.在实验中,对比了边缘方向密度直方图特征与灰度共生矩阵、局部二值模式在钢索图像纹 理分割中的结果与计算时间,结果表明边缘方向密度直方图特征计算速度快、受背景干扰小,分割 准确率高.本文方法无须预先训练,受背景干扰小,可以准确地识别出钢索并确定其边界,能满足钢 丝绳视觉检测的要求.

关键词:计算机视觉;钢索图像;纹理分割;边界识别 **中图分类号**:TN911.73 **文献标识码**:A

0 引言

软式操纵系统是飞机操纵系统的重要组成部 分.目前,软式传动机构主要由操纵钢索和滑轮组 成,钢索用来传递操纵力,滑轮用来改变钢索走向. 例如某型战机上的典型的操纵钢索有发动机油门钢 索、方向舵操纵钢索、舱门控制钢索等.这类操纵钢 索与工程中承载用的钢丝绳不同,它们直径较小(一 般在 3~6 mm 之间),表面没有油泥.在长期使用 中,钢索会产生断丝、锈蚀等现象,从而对飞机的安 全飞行构成威胁.为了实现在不拆卸状态下的原位 视觉检测,从复杂背景中准确地分割出钢丝绳成为 实现检测的关键之一.

由于钢索表面灰度变化显著,同时在原位检测 时其背景是变化的,因此基于灰度阈值、边界检测等 图像分割方法难以可靠地分割出钢索.虽然钢索图 像表面灰度有较剧烈变化,但是灰度变化呈现出较 强的规律性,因此可以采用纹理分析对其进行描述, 并实现分割.纹理特征是目前图像分析中广泛使用 的图像特征之一,常用的纹理描述方法有灰度共生 矩 阵^[1] (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)、Markov随机场模型^[2]、Gabor 滤波^[3]、小 波变换^[4]等.但是大多数纹理提取算法的计算复杂 度都很高,严重影响了纹理特征在实际图像处理中 的应用.

Tel:0731-4574385 收稿日期:2009-05-01 doi:10.3788/gzxb20103909.1666

本文针对复杂背景下钢索图像的分割与边界识 别问题,研究了基于纹理特征的钢索图像分割方法. 利用边缘方向密度作为纹理特征,对与钢索纹理方 向相应的边缘方向赋予不同权重,抑制纹理分割中 背景的干扰,采用纹理聚类分割的方法实现钢索图 像的粗略分割,进而通过检测平行直线的方法确定 其边界.在实验中,比较了本文方法与灰度共生矩 阵、局部二值模式在钢索图像纹理分割的结果和计 算时间.

1 钢索形态特征

对飞机上最常用的直径为 4~6 mm 的操纵钢 索的形态特征进行分析.图 1 给出了典型的钢索图 片,从中可以看出,这类钢索属于典型的双绕型钢丝 绳,即先由钢丝绕成股,再用股绕成绳.实际测量了 外径为 4 mm、5 mm、6 mm 的钢索,结果表明:各钢 丝的直径在 0.28~0.40 mm 之间,绳股由 12~20 根钢丝单绕而成,整个钢索由 7 股单绕而成.因此, 钢索图像具有"丝"和"股"两种较明显的纹理特征, 且这两种纹理都呈现出"线状"特征,且方向一致性 较好.此外,钢索表面都进行了镀锌处理,因此其图



图 1 钢索形态特征 Fig. 1 The morphological character of wire rope

^{*&}quot;十一五"国防预研项目(51317030106)资助

Email:saber_sun@163.com 修回日期:2009-06-24

像表面灰度变化较大.此外,从钢索的形态可以看出,钢索纹理方向性显著,且以"丝"的特征为主,钢 丝的方向与钢索的走向基本一致.

2 钢索图像纹理分割

2.1 纹理方向检测

在原位情况下采集到的图像中,钢索的走向是 不确定的,因此有效检测出钢索的走向有助于钢索 图像的纹理分割与边检识别.从上节可知,钢索"丝" 状纹理特征的方向与钢索走向基本一致,因此可以 通过纹理方向检测确定钢索的走向.

图 2(a) 所示为一幅典型的钢索检测图像,(b) 为对该图像进行快速 Fourier 变换(Fast Fourier Transform, FFT)得到的频谱幅值图,(c)为频谱幅 值图阈值化后得到的能量较高的频谱分布.从中可 以看出,图像能量主要集中在纹理方向的垂直方向 上.因此,可采用 Hough 变换(Hough Transform, HT)检测直线的方法检测频谱幅值图能量主要分 布的方向^[5].



(a) Rope image





(b) Fourier domain image

图 2 钢索图像及其频域幅值

Fig. 2 An image of wire rope and its frequency spectrum

因为图像的频谱分布关于中心对称,频谱幅值 图中在每一条能量集中的直线都经过中心频率点 (u_0, v_0) .对于一幅大小为 $N \times N$ 图像,其中心频率 点 $(u_0, v_0) = (N/2, N/2)$.纹理方向对应的直线也 应经过点 (u_0, v_0) ,因此,只需要一个参量(斜率角 θ)就能确定该直线. Hough 变换的参量空间简化为 1 维.在分辨率为 1°的情况下, θ 量化为 180 级,从 0° 到 179°,并采用一维累加器 $A(\theta)$ 存储 HT 投票值. 为了方便分析,将频谱幅值归一化在[0, 255]之间, 根据多次实验确定能量阈值 $T_{\rm E} = 120$,大于 $T_{\rm E}$ 的 确定为高能量点,低于 TE 的为低能量点.

对于每一个高能量点 P(u, v),采用下式计算 斜率角 θ ,并在对应的累加器 $A(\theta)$ 中投票.

$$\theta = \frac{180}{\pi} \arctan\left(\frac{v - v_0}{u - u_0}\right) + 90 \tag{1}$$

但是在实际中发现,这种直接采用 HT 检测直 线的方法对于静态纹理图像的纹理方向检测较为理 想,对于钢索检测图像中纹理方向检测准确性较差. 这是因为在非静态纹理图像中,图像的频谱幅值图 中的能量集中区域是发散的,HT 检测纹理方向误 差较大.为了更准确地检测出纹理方向,本文选用模 糊 Hough 变换^[6](Fuzzy Hough Transform, FHT) 来代替 HT. 根据实际应用要求和图像的特点来确 定模糊分布函数,选用 Zadeh 提出的 π 函数计算模 糊投票值 $g(\theta')$

$$g(\theta') = \begin{cases} 1 - 2(\theta'/r)^2 & 0 \leq \theta' < r/2 \\ 2(1 - \theta'/r)^2 & r/2 \leq \theta' < r \\ 0 & \theta' \ge r \end{cases}$$
(2)

其中,参量r用来控制 π 函数的模糊程度.

图 3(a)和(b)分别给出了采用 HT 和 FHT 进 行纹理方向检测得到的斜率角 θ 的直方图,其中局 部峰值 θ_{max}是钢索纹理方向.从中可以明显看出, (a)中的峰值处干扰较大,而(b)中峰值差别明显.因 此,采用 FHT 可以更加准确的检测出钢索纹理方 向.



Fig. 3 Texture direction detect by FHT and HT

2.2 边缘方向密度直方图

现有的纹理特征的描述方法有很多^[2-4],但是大 多数算法都存在计算量大的问题,难以实用.从上节 对钢索形态特征的分析可看出,钢索图像纹理特征 明显,方向性强,灰度变化大,因此其边缘规律性较 强,可采用基于边缘分布的纹理特征.本文提出一种 基于边缘方向密度直方图(Edge Direction Density Histogram, EDDH)的纹理特征来描述钢索图像.

考虑一个包含 N₀ 个像素的区域,该区域内有 M 个边缘点,边缘方向在(-90°,90°)范围内,将边 缘方向量化为 L 级,则该区域内边缘方向在第 *i* 级 的边缘点数为 M_i,边缘方向密度计算如下

$$h_i = M_i / N_0 \tag{3}$$

式中
$$i=0, 1, \cdots, L-1$$
.

采用直方图的形式描述边缘方向密度,定义 EDDH 为

$$H_{\text{EDD}} = (h_0, h_1, \cdots, h_{L-1}) \tag{4}$$

在众多边缘检测算法中, Canny 算法的性能比 较出色,特别是在边缘定位准确度、对噪音的鲁棒性 和单一响应等方面.因此选用 Canny 算法进行边缘 检测.在梯度计算时,传统 Canny 算子在 2×2 邻域 内求有限差分均值来计算梯度幅值, 对噪音较为敏 感,且容易检测出假边缘或丢失真实边缘的细节部 分.为了改善 Canny 算子对噪音敏感的缺点,采用 3×3邻域计算梯度幅值.若图像 f 中的像素点记为 f(i, j),对应的 x 方向导数 $\Delta f_x(i, j)$ 和 y 方向导 数 $\Delta f_y(i, j)$ 计算为

$$\Delta f_x(i,j) = f(i+1,j+1) + f(i+1,j-1) + 2f(i+1,j) - [f(i-1,j+1) + f(i+1,j)]$$
(5)
$$\Delta f_y(i,j) = f(i-1,j-1) + f(i+1,j-1) + 2f(i,j-1) - [f(i-1,j+1) + f(i+1,j-1)]$$
(6)

f(*i*, *j*)的梯度幅值 *M*(*i*, *j*)与方向 α(*i*, *j*)计算如 下

$$M(i,j) = \sqrt{\left[\Delta f_x(i,j)\right]^2 + \left[\Delta f_y(i,j)\right]^2}$$
(7)

$$\alpha(i,j) = \arctan \frac{\Delta f_{x}(i,j)}{\Delta f_{x}(i,j)} \tag{8}$$

根据式(8)可以计算出各边缘点的方向,将其量 化为L级,选取一定大小的子区域,统计该区域内 不同方向上的边缘点数量,就可以得到该区域对应 的 EDDH. 在图 3 中,以一幅典型的钢索图像为例, 给出了边缘方向密度特征提取的流程. 对比钢索图 像子区域和背景子区域 EDDH 可以看出:采用边缘 方向密度作为纹理特征,不仅可以反映纹理的密集 度,还可以描述纹理的方向.

在实际应用中,可采用欧式距离度量两个 EDDH 的相似度

$$d_{\rm E}(H_k, H_l) = \left[\sum_{i=0}^{L-1} (h_{ki} - h_{li})^2\right]^{1/2}$$
(9)

在实验中发现,因为钢索图像纹理方向性显著,

对与钢索纹理方向垂直的边缘方向赋予较大的权重 可以抑制纹理分割中背景的干扰.此时,EDDH的 相似度为

$$d_{K}(H_{k},H_{l}) = \left[\sum_{i=0}^{L-1} K_{i}(h_{ki}-h_{li})^{2}\right]^{1/2}$$
(10)

这种描述纹理特征的方法称为加权边缘方向密度(Weighted Edge Direction Density Histogram, WEDDH).

2.3 纹理聚类分割

基于聚类分析的图像分割方法是图像分割领域 中的一类重要方法,在纹理图像分割中被广泛应用. 在基于聚类分析的图像分割方法中被广泛采用的是 模糊 C-均值算法^[8] (Fuzzy C-Means, FCM).本文 采用 EDDH 作为区域纹理特征,选择 FCM 聚类算 法对钢索图像进行纹理分割.上节得到的 $A(\theta)$ 的局 部峰值 θ_{max} 可看作是与钢丝方向的垂直方向,也正 是钢索图边缘方向集中的方向,因此,将 θ_{max} 量化后 相应的权重 K_i 设为 2,其他权重设为 1.

针对图 2 中典型的钢索图像,图 4 比较了直接 采用 EDH 和 WEDDH 进行纹理聚类分割的结果. 图中,(a)为直接采用 EDDH 的结果,(b)为采用 WEDDH 的 结果.从中可以明显看出,采用 WEDDH 可以更加有效抑制背景的干扰.



(a) EDDH

(b) WEDDH

图 4 纹理聚类分割结果

Fig. 4 The results of texture segmentation by FCM

因为钢索图像纹理规则性和周期性较强,且纹 理较为密集,与背景形成较为明显的差别,可将钢索 分割问题简化为一个双纹理分割问题,即聚类分割 时类别数为2.此外,在对钢索图像进行纹理分割时 要特别注意区域窗口大小的选择和移动步长的选 择.区域窗口尺寸至少要提供被测纹理的同质统计 特性,但是窗口尺寸过大,纹理边界定位准确度将会 不好,且算法的计算量会增大.窗口移动步长同样也 是一个两难的选择,步长过大会影响纹理边界定位 准确度,步长太小也会增加算法的计算量.通过试 验,确定区域窗口大小选择在16×16至32×32之 间较为合适,窗口移动步长宜选择在4~8之间.

3 钢索边界识别

利用纹理特征聚类的方法只能粗略地对钢索图 像分割,特别是在钢索图像背景较复杂且难以确定 的情况下,因此需要进一步确定钢索的边界.考虑到 钢索的形态特征,可将其边界看作是两条相互平行 的直线,只要从钢索图像的聚类隶属度图中检测出 这两条平行直线,就可以确定其边界.本文采用 HT 进行平行直线的检测.因为根据钢索的形态特征, "丝"纹理的方向与钢索的方向近似.根据 2.1 节的 结果,可以初步确定钢索的方向为 $\theta_w = \theta_{max} - 90^\circ$.因 此在采用 HT 检测平行直线时,可以将斜率角 θ 的 范围限制在($\theta_w - \Delta \theta$, $\theta_w + \Delta \theta$)之内,实验中发现, $\Delta \theta$ 取 5°~10°较为合适,这样可有效减少 HT 的运算 量.

在实验中发现,采用上述方法得到的钢丝绳的 走向基本准确,但是钢丝绳边界位置却存在一定的 误差.通过分析可知,这种误差是由纹理聚类分割时 窗口大小、移动步长和 Hough 变换的分辨率造成 的.考虑到边界的不确定给下一步表面检测带来的 影响,需要对边界位置进行修正,使平行直线检测出 来的边界向钢索移动.边界修正量 Δ*d* 的计算方法 为

$$\Delta d = \frac{1}{2} W_{\text{step}} \cdot -R_{\rho} + \frac{1}{4} \tan \left(R_{\theta} \frac{\pi}{180} \right) \cdot W_{\text{size}}$$
(11)

式中, W_{step} 为窗口移动步长, W_{size} 为区域窗口大小, R_{ρ} 和 R_{θ} 分别为参量 ρ 和 θ 的分辨率.

图 5(a)为图 2(a)所示典型钢索图像聚类隶属 度图的边缘,图 5(b)为边界识别的结果,图中黑色 虚线为采用本文方法确定的钢索的边界.





(a) Edge of Fig.4(b)

(b) Boundary of wire rope

图 5 边界识别的结果 Fig. 5 Results of boundary recognition by HT

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性和可行性,将本文 算法的结果与常用 GLCM^[1]、局部二进制模式 (Local Binary Pattern, LBP)^[7]得到的结果进行了

对比.采用GLCM提取图像纹理特征时,将图像灰 度量化为16级,采用重叠窗口划分图像,窗口大小 为16×16,窗口移动步长为4.GLCM的距离参量 为1,方向参量为0、45、90、135,纹理特征为能量、 熵、对比度、相关性和局部均匀性.LBP 算子采样点 数为16,半径为2,采用等价模式类的局部二值模 式,采用大小为16×16,移动步长为4的重叠窗口 提取区域特征.在选用 LBP 特征直方图作为纹理特 征进行 FCM 聚类时,样本到聚类中心的距离采用 卡方距离.采用本文方法计算图像边缘时采用 Canny 边缘检测算子, Gaussian 函数的平滑参量 σ=1.5,高低阈值分别取 0.8 和 0.35,计算边缘方 向密度时将边缘方向量化为8级,同样采用大小为 16×16,移动步长为4的重叠窗口提取区域边缘方 向密度特征.采用 FCM 进行聚类时,设定最大迭代 次数 200,隶属度最小变化量为 10⁻⁵,类别数为 2.

采用两幅典型钢索图像 I 和 II 进行试验,结果 如图 6、图 7.其中,图 6(a)为典型钢索图像 I,图 6 (b)~(d)为钢索图像 I 分别采用 GLCM、LBP 特征 直方图、EDDH 进行 FCM 聚类分割的模糊隶属度 图;图 7(a)为典型钢索图像 II,图 7(b)~(d)为钢索 图像 II 分别采用 GLCM、LBP 特征直方图和本文方 法进行聚类分割的模糊隶属度图.从图 6 和图 7 中 可以明显看出,采用 GLCM 方法的基本上可以提取 出钢索的轮廓,但受背景较大,采用 LBP 特征直方 图的方法受背景干扰严重,而采用本文方法分割效 果好,受背景干扰最小.



图 6 钢索图像 I 聚类分割结果比较 Fig. 6 Segmentation results of wire rope image I



为了更深入地分析各种方法的性能,对 20 幅 典型钢索检测图像进行纹理分割,比较了几种方法 特征提取时间的平均值和 T_F 聚类分割时间的平均 值 T_s .图像的大小均为 512×512.算法均由 Visual C++6.0编程实现,在主频为 2.6 GHz、内存为 1 GB的 PC 机上运行.表1计算时间的比较结果,可 看出,GLCM 方法的特征提取时间最长,EDDH 比 LBP 的特征提取时间稍长,但是仅为 GLCM 方法 的 1/13 左右.在聚类阶段,GLCM 方法用时最少, 采用 LBP 的方法用时最多,本文方法用时居于二者 之中,因为收敛迭代次数较 GLCM 多.

表 1 特征提取与聚类分割的时间比较

 Table 1 Computation time comparison of feature extraction and clustering segmentation

| | <u> </u> | | |
|---------------------|----------|------|------|
| | GLCM | LBP | EDDH |
| $T_{\rm F}/{ m s}$ | 27.85 | 1.85 | 2.10 |
| $T_{\rm S}/{\rm s}$ | 0.42 | 3.10 | 2.52 |

总的看来,采用本文算法的纹理聚类分割效果 最好,相比 GLCM,特征提取时间大大缩短.而直接 采用 LBP 特征的方法受背景干扰严重,可靠性差.

5 结论

由于飞机操纵钢索的原位检测时,背景复杂且难 以确定,使得钢索图像纹理分割与边界识别成为检测 中的难点.为此本文提出一种基于纹理特征的钢索图 像分割与边界识别方法.首先采用 FHT 确定钢索的 纹理方向,利用边缘方向密度直方图作为纹理特征, 对与钢索纹理方向相应的边缘方向赋予不同权重,抑 制纹理分割中背景的干扰,对钢丝绳图像进行聚类分 割,然后通过边界检测和边界修正实现钢丝绳的识别 与定位,采用检测平行直线的方法确定其边界.实验 结果和分析表明,本文方法无须预先训练,受背景干 扰小,可以准确地识别出钢丝绳并对其进行分割与定 位,能满足钢丝绳视觉检测的要求.

参考文献

- [1] HONEYCUTT C E, PLOTNICK R. Image analysis techniques and gray-level co-occurrence matrices(GLCM) for calculating bioturbation indices and characterizing biogenic sedimentary structures[J]. Computers & Geosciences, 2008, 34(11): 1461-1472.
- [2] KATO Z, PONG T. A Markov random field image segmentation model for color textured images[J]. *Image and Vision Computing*, 2006, 24(10): 1103-1114.
- [3] MANTHALKAR R, BISWAS P K, CHATTERJI B N. Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 2061-2068.
- [4] ZHANG Zhi-an, FENG Hong-wei. A new retrieval algorithm based on the texture-spatial feature [J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 37(2): 400-404.
 张志安,冯宏伟. 一种新的基于纹理和空间分布特征的图像检索[J]. 光子学报, 2009, 37(2): 400-404.
- [5] TSAI D M, HSIEH CY. Automated surface inspection for directional textures[J]. Image and Vision Computing, 1999, 18(14): 49-62.
- [6] BASAK J, PAL S K. Theoretical quantification of shape distortion in fuzzy Hough transform [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 154(24): 227-250.
- [7] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans on* PAMI, 2002, 24(7): 971-987.
- [8] CHUANG K S, TZENG HL, CHEN S, et al. Fuzzy C-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1): 9-15.

Texture Segmentation and Boundary Recognition of Wire Rope Images in Complicated Background

SUN Hui-xian^{1a}, ZHANG Yu-hua^{1b}, LUO Fei-lu²

 (1 a. Department of Optics and Electronic Engineering; b. Department of Electrical Engineering, Shijiazhuang 050003, China)
 (2 College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to detect the boundary of wire rope exactly in visual inspection of surface defection, a novel texture segmentation and boundary recognition method is proposed. The fuzzy Hough transform is used to detect the direction of rope texture. A new texture feature is proposed based on the Edge Direction Density Histogram (EDDH). The EDDH is weighted based on the direction of rope texture in Fuzzy C-Means clustering segmentation. The boundary of wire rope is recognized preliminary to detect parallel lines in the map of membership by Hough transform. Moreover, an adaptive boundary correction method is presented to confirm the boundary exactly. The results of texture segmentation and boundary recognition by the proposed method are compared with the results of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Local Binary Pattern (LBP) respectively. The experimental results show that the proposed method can realize wire rope image segmentation and boundary recognition effectively, and its performance is better than the GLCM's and LBP's.

Key words: Computer vision; Wire rope image; Texture segmentation; Boundary recognition



SUN Hui-xian was born in 1980. He received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2010. Now he is working at College of Ordnance Engineering and his research interests focus on computer vision and pattern recognition.



LUO Fei-lu was born in 1946 and received his Ph. D. degree in 1984 from Tsinghua University. Now, he is a professor and Doctoral Supervisor, and his research interests focus on Non-Destructive testing and digitize measuring and testing technique.