

文章编号: 1671- 251X(2011)02- 0055- 04

DOI: CNKI: 32- 1627/ TP. 20110124. 0958. 000

# 基于井下环境的 SIFT 算法研究

梁玉<sup>1</sup>, 厉丹<sup>2,3</sup>, 牛翠溪<sup>1</sup>, 张国勇<sup>1</sup>

(1. 平顶山天安煤业股份有限公司, 河南 平顶山 467000;  
2. 中国矿业大学信电学院, 3. 中国矿业大学徐海学院, 江苏 徐州 221008)

**摘要:** 针对煤矿环境中现有图像特征匹配算法不适用的问题, 提出了新的特征匹配算法。该算法首先对图像进行 Curvelet 去噪预处理, 然后采用 SIFT 进行特征向量的构建和匹配, 通过 RANSAC 方法的优化改进去除误匹配点, 通过建立投影变换模型实现图像的拼接。实验表明, 该算法在噪声大、光照不均、模糊的复杂环境中较好的鲁棒性, 解决了煤矿环境中图像容易误匹配的现象, 拼接效果平滑自然。

**关键词:** 煤矿; 图像处理; 特征匹配; 图像拼接; 曲波算法; SIFT; RANSAC

**中图分类号:** TD672 **文献标识码:** A **网络出版时间:** 2011- 01- 24 9: 58

**网络出版地址:** <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20110124.0958.000.html>

## Research of SIFT Algorithm Based on Underground Environment

LIANG Yu<sup>1</sup>, LI Dan<sup>2,3</sup>, NIU Cuixi<sup>1</sup>, ZHANG Guoyong<sup>1</sup>

(1. Tian'an Mining Co., Ltd. of Pingdingshan, Pingdingshan 467000, China.  
2. School of Information and Electrical Engineering of CUMT., Xuzhou 221008, China.  
3. Xuhai School of CUMT., Xuzhou 221008, China)

**Abstract:** The paper put forward a new feature matching algorithm to solve the problem that existing feature matching methods are not suitable to underground environment. Firstly, the algorithm uses

收稿日期: 2010- 11- 21

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划) 重点项目  
(2008AA062200), 江苏省产学研联合创新资金项目(BY2009114)

作者简介: 梁玉(1966- ), 女, 河南平顶山人, 现任中平能化集团  
供应部首席工程师, 长期从事煤矿机电设备技术工作。E-mail:  
pmwzsbkly@yahoo.com.cn

### 3 结语

基于 Nios II 软核处理器的 SOPC 系统具有良好的开放性和灵活性, 用户可以利用 SOPC Builder 工具将自己设计中需要的各种外设组件完成定制后集成到系统中, 可以使用户自主开发一个定制化的片上系统, 提高了效率、缩短了开发周期。本文通过阶次与码字时长可调的伪随机序列 pseudo\_m IP 核的设计说明了自定义组件的方法, 并在可控震源信号发生器设计中得到验证, 证明了其可行性和正确性。

### 参考文献:

- [1] 肖国镇, 梁传甲, 王玉民. 伪随机序列及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1985.
- [2] 高枫, 玉松. 基于 NIOS 定制 Avalon 设备的设计与实现[J]. 中国测试技术, 2007(7): 105-108.
- [3] 李兰英. Nios II 嵌入式软核 SOPC 设计原理及应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2006.
- [4] 王晓迪, 张景秀. SOPC 系统设计与实践[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2008.
- [5] 蔡伟纲. Nios II 软件架构解析[M]. 西安: 电子科技大学出版社, 2007.

Curvelet algorithm to preprocess image noise, then adopts SIFT algorithm to form and match feature vectors, which removes mismatched points effectively by optimization of RANSAC method and achieves image stitching by building projection transformation model. The experiment showed that the algorithm has better robustness in noise, poor illumination and fuzzy environment, and solves mismatching phenomenon in mine environment, whose stitching result is smoothing and natural.

**Key words:** coal mine, image process, feature matching, image stitching, Curvelet algorithm, SIFT, RANSAC

## 0 引言

中国作为煤炭资源大国, 由于煤矿特殊的地理环境, 安全事故的发生严重影响了煤矿的安全生产<sup>[1]</sup>。为了提高煤矿安全水平和监视煤矿井下的生产过程, 大多数煤矿都安装有工业电视监控系统, 通过工业电视监控系统可以给煤矿的调度指挥、安全生产提供可靠、方便、直观的方式。工业电视系统采用单独光纤或通过工业以太环网系统接入控制中心视频服务器, 实现对井下所有视频信号的监控。通过对不同摄像机获取的视频图像提取目标特征, 可以实时检测并匹配跟踪运动目标, 同时对于摄像机视野范围有限的问题可以根据匹配特征点建立投影模型实现拼接。但由于煤矿井下特殊环境, 不可避免地存在着人工照明光照不均、粉尘多、噪声大的问题, 获取的图像分辨率低, 给图像特征匹配带来难度。常用的角点匹配、颜色匹配算法对噪声和照度敏感, 不适合低照度、高噪声的煤矿环境。为了解决现有算法在复杂环境中易误匹配的现象, 笔者提出了针对井下复杂环境的图像特征提取新算法。

该特征匹配算法首先对图像用曲波算法去除噪声, 然后利用 SIFT 尺度不变特征向量进行特征匹配, 通过优化改进的 RANSAC 方法去除误匹配。该算法适应井下特殊环境, 对噪声大、光线变化不均、模糊以及旋转问题有较好的鲁棒性, 在保证匹配精度的同时保证了匹配效率。

## 1 图像预处理

由于井下环境特殊, 监控视频噪声大、清晰度低, 为了准确提取特征点, 需要通过图像预处理去除噪声。小波具有很好的时域和频域分析能力, 很多学者们提出了基于小波的去噪方法, 如非线性小波变换阈值法、平移不变量去噪等。然而二维可分离小波基只具有有限的水平、垂直和对角方向, 多方向的缺乏使其不能最优表示具有线奇异、面奇异的高维函数。在小波理论基础上, E. J. CANDLES 和 D. L. DONOH O 于在 1998—1999 年建立了脊波变换<sup>[2]</sup>。其脊波本质是通过小波基函数添加一个表征

方向的参数得到的, 具有很强的方向选择和辨别的能力, 可以有效表示信号中的方向奇异特征。为了进一步表示多维信号普遍的曲线型奇异性, 提出了 Curvelet<sup>[3]</sup>方法, 可以用多尺度局部直线近似表示曲线。噪声和边缘信息能够很好地分开, 在保持边缘的同时, 使噪声抑制达到了很好的效果。

本文将第二代 Curvelet 变换运用于煤矿图像的去噪中, 使图像信噪比更高, 图像显示效果更真实、更清晰。

### 1.1 离散 Curvelet

$f[t_1, t_2], 0 \leq t_1, t_2 \leq n$  为输入函数, 曲波变换可表示为  $C^D(j, l, k) := \sum_{0 \leq t_1, t_2 \leq n} f[t_1, t_2] \overline{\Psi_{j,l,k}^D[t_1, t_2]}$ ,

采用带通函数  $\Psi(\omega_1) = \sqrt{\Psi(\omega_1/2)^2 - \Phi(\omega_1)^2}$ , 定义  $\Psi_j(\omega_1) = \Psi(2^{-j}\omega_1)$ , 实现多尺度分割。对于每个  $\omega = (\omega_1, \omega_2), \omega_1 > 0$ , 有  $V_j(S_{\theta_1}\omega) = V\left[2 \begin{matrix} \text{< mensize notation= bottom left >} \\ \text{< /mensize >} \\ \text{< mensize notation= bottom right >} \end{matrix} \frac{\omega_2}{\omega_1} - l\right]$ 。  $S_{\theta_1}$  是一个剪切矩阵,  $S_{\theta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\tan \theta & 1 \end{bmatrix}$ 。定义  $\tilde{U}_j(\omega) = \psi_j(\omega) \times V_j(\omega)$ , 针对每一个  $\theta_1 \in [-\pi/4, \pi/4]$ , 有  $\tilde{U}_{j,1}(\omega) = \psi_j(\omega) V_j(S_{\theta_1}\omega) = \tilde{U}_{j,1}(S_{\theta_1}\omega)^{|A_j|}$ 。

离散 Curvelet 变换方法先变换到频域, 然后在频域中进行局部化, 局部化后采用 2DIFFT 得到曲波系数。

### 1.2 基于 USFFT 的 Curvelet

(1) 对于给定的二维函数  $f[t_1, t_2], 0 \leq t_1, t_2 \leq \omega$  进行 2DFFT, 得到二维频域表示:  $f[n_1, n_2], -n/2 \leq n_1, n_2 \leq n/2^{[5-6]}$ 。

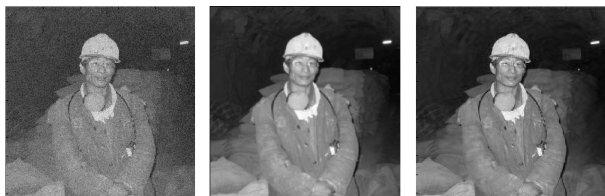
(2) 在频域, 对于每一对  $(j, 1)$ , 重采样  $\tilde{f}[n_1, n_2]$ , 得到采样值  $\tilde{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_1], (n_1, n_2) \in P_j$ , 其中  $P_j = \{(n_1, n_2) : n_{1,0} \leq n_1 < n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 < n_{2,0} + L_{2,j}\}$ , 且  $L_{1,j}$  是关于  $2^j, L_{2,j}$  是关于  $2^{j/2}$  的参数, 分别表示窗函数  $\tilde{U}_j[n_1, n_2]$  的支撑区间的长、宽。

(3) 将内插后的  $\tilde{f}$  与窗函数  $\tilde{U}_j$  相乘得到  $\tilde{f}_{j,1}[n_1, n_2] = \tilde{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_1] \tilde{U}_j[n_1, n_2]$ 。

(4) 对  $\tilde{f}_{j,1}$  进行 2DIFFT 逆变换, 得到离散的曲

波系数  $C^D(j, l, k)$ 。

图 1 为利用小波和 Curvet 法对图像井下图像用不同方法去噪后的结果。



(a) 原图 (b) 利用小波去噪后的图像 (c) 利用曲波 Curvet 变换去噪后的图像

图 1 利用小波和 Curvet 法去噪后的图像

从图 1 可以看出, 使用本文改进的方法进行图像去噪, 能更好地提高图像显示效果, 细节更加清晰。

### 2 特征检测

对于煤矿井下复杂环境中存在的尺度变化、光照遮挡、模糊等问题, 目前有一种检测算子可以解决所有问题。常用的 SUSAN、Harris 角点检测算子具有一定程度的不变性, 但对噪声和尺度变化较为敏感, 不适合视角变化、低照度、高噪声的煤矿井下环境。

局部尺度不变 SIFT 算法通过多尺度变换在尺度空间寻找极值点, 提取特征点位置、方向, 使特征向量保持不变。

#### 2.1 SIFT 特征点检测和定位

在多尺度空间对特征点进行检测, 图像尺度空间的定义:  $L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma)I(x, y)^{[7]}$ 。

SIFT 算子通过高斯差分算子在尺度空间中寻找极大值来检测特征点, 如图 2 所示。高斯差分尺度变量度空间公式:  $D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma))I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$ ,

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}}$$

中间的检测点和同尺度的 8 个邻接点、上下相邻的 18 个点比较, 确保极值点在二维图像和尺度空间都被检测到。如图 3 所示。

#### 2.2 关键点主方向的分配

每一个关键点通过关键点邻域像素的梯度方向分布特征指定方向参数, 保证算子具有旋转不变性。

$$m(x, y) = \frac{\sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 - (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}$$

$$\theta(x, y) = \alpha \tan 2f \left[ \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right]$$

式中:  $m(x, y)$ 、 $\theta(x, y)$  分别表示采样点处的模值和方向。

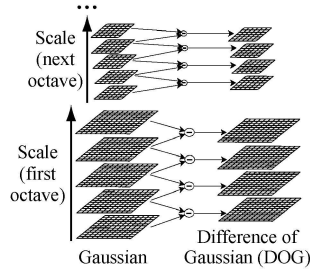


图 2 高斯差分空间

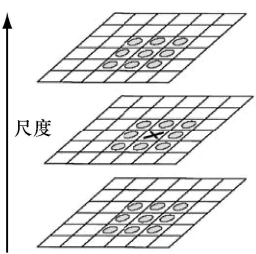


图 3 极值检测

通过直方图统计梯度方向, 峰值表示关键点的主方向。

#### 2.3 特征向量生成

坐标轴旋转到特征区域方向, 以关键点为中心取  $16 \times 16$  窗口, 每个  $4 \times 4$  小块上计算 8 梯度方向直方图, 绘制每个梯度方向的累加值。一个关键点由 16 个  $4 \times 4$ 、有 8 个方向向量的种子点构成。每个特征点用 128 维向量表征。

### 3 优化匹配

将 SIFT 算法找出的特征点与待匹配图中所有的特征点进行比较, 计算欧氏距离, 进行相似性判定度量。如果最近和次近的距离比小于阈值(如 0.5), 则匹配。但由于煤矿井下环境恶劣, 匹配时存在着误匹配现象, 需要筛选出合适的特征匹配点用于后期拼接。

RANSAC(Random Sample Consensus, 随机抽样一致性)<sup>[8]</sup>是从一个观察数据集中估计模型参数的一种迭代算法。该算法具有随机不确定性, 可以通过提高迭代次数来提高求解正确模型的概率。每次求出的结果可能不同, 但总能给出一个合理结果。只要 4 对特征点即可寻找变换矩阵模型。RANSAC 具体算法:

- (1) 随机选择 4 对匹配特征对进行变换矩阵的计算;
- (2) 将匹配的特征对根据变换矩阵分成内点和外点;
- (3) 如果符合的特征对比当前矩阵的最优解多, 则更新变换矩阵;
- (4) 返回(1)重复执行, 直到符合指定的迭代次数。

虽然标定过程只需要 4 个点, 可根据统计学来说, 样本数越多, 变换矩阵的计算结果就越精确。综合考虑精确性和运行效率, 本文采用 200 次迭代。选取井下视频帧直接匹配及在高斯噪声模糊、亮度增强、旋转缩放、部分遮挡不同环境中进行匹配。效果如图 4 所示。

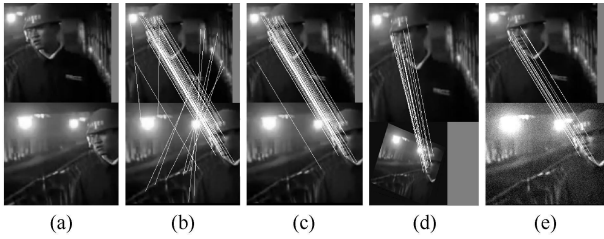


图 4 不同环境中图像的匹配结果

图 4(a) 为待匹配的原图; 图 4(b) 为优化前 SIFT 算法匹配的结果, 有很多误匹配对出现; 图 4(c) 为通过本文优化, 去除掉误匹配点后特征匹配的结果, 误匹配大幅度减少; 图 4(d) 为第二幅图模糊处理后旋转一定角度进行匹配的结果; 图 4(e) 为第二幅图增加噪声并提高亮度后匹配的结果, 均得到较好的效果。表 1 描述了不同环境中图像正确匹配率的变化情况。从表 1 可看出, 本文改进的 SIFT 局部不变特征提取算法在复杂环境中的匹配精度得到提高, 有较好的应用价值。

表 1 不同环境中的图像正确匹配率 /%

算法	环境				
	模糊	亮度增强	旋转	噪声	缩放
SIFT 算法	67	62	74	70	71
改进的 SIFT 算法	90	89	93	92	95

### 4 拼接

图像拼接是 SIFT 特征匹配的应用方向之一, 通过提取上文中匹配的特征点可以建立如下投影变换模型, 将分散的若干个角度不同、大小不同、照度不同的图像拼接成整幅图, 扩大视野范围, 更好地捕获视频信息。根据 2 幅图像的匹配点建立 8 参数的投影变换模型:

$$\begin{bmatrix} x^a \\ y^a \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x^b \\ y^b \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^b \\ y^b \\ 1 \end{bmatrix}$$

在 2 幅图像拼接的过程中, 假设  $a$  和  $b$  是图像 A 和匹配图像 B 对应的 2 点,  $\mathbf{H}$  为投影变换矩阵。变换矩阵  $\mathbf{H}$  可以描述一系列放大、缩小、旋转、平移操作和透视效果,  $h$  是  $\mathbf{H}$  的参数向量。如果得到 4 对以上正确匹配点对, 可以求解投影变换参数。拼接效果如图 5 所示。

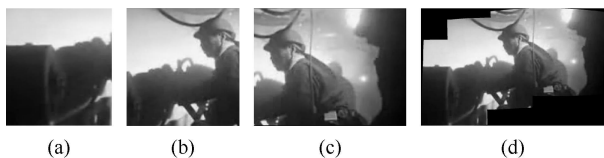


图 5 图像拼接过程

图 5(a) ~ 图 5(c) 为某场景的 3 幅图, 图 5(d) 为拼接后的结果。可以看出, 改进后的 SIFT 算法通过去除误匹配得到的特征点进行拼接, 在照度低、噪声高的煤矿井下环境中拼接效果良好。

### 5 结语

由于煤矿井下环境复杂, 常用的角点检测算子对噪声、光照和尺度变化敏感, 不适合低照度、高噪声的煤矿井下环境。本文提出的特征匹配新算法通过 Curvelet 去噪后, 采用 RANSAC 随机抽样一致性优化的 SIFT 算法拼接。实验表明, 该算法较好地去除了错误匹配点, 提高了局部不变特征匹配精度, 有良好的抗噪声和光照能力, 对尺度变化适应性强, 算法稳健, 匹配和拼接效果较好, 在低照度、高噪声的煤矿复杂环境下具有一定的鲁棒性, 应用前景良好。

### 参考文献:

- [1] 卢倩, 朱真才, 陈光柱, 等. 矿井工业以太网大流量负载实时调度策略[J]. 煤炭学报, 2009, 34(10): 1430-1434.
- [2] CANDES E J. Ridgelet: Theory and Applications [D]. Stanford: Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [3] CANDES E J, DONOHO D L. Curvelets [D]. Stanford: Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [4] CANDES E J, DEMANET L, DONOHO D, et al. Fast Discrete Curvelet Transforms[J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [5] CANDES E J, DEMANET L. Curvelets and Fast Wave Equation Solvers [D]. USA: California Institute of Technology, 2005.
- [6] CANDES E J, DONOHO D L. New Tight Frames of Curvelets and Optimal Representations of Objects with  $C^2$  Singularities [J]. Commun. on Pure and Appl. Math., 2004, 57(2): 219-266.
- [7] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale invariant Key Points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [8] MATAS J, CHUM O. Randomized RANSAC with Sequential Probability Ratio Test[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Computer Vision (ICCV), 2005: 1727-1732.