

## Contourlet-SIFT 特征匹配算法

陈抒榕\* 李 勃 董 蓉 陈启美  
(南京大学电子科学与工程学院 南京 210093)

**摘 要:** 基于局部特征的特征匹配算法中 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)算法性能好, 应用广泛, 但其描述子的维度高、匹配耗时大, 对局部相似区域的匹配鲁棒性差。为此, 该文提出一种 Contourlet-SIFT 特征匹配算法。在尺度空间下提取旋转不变特征, 对特征及其邻域进行 Contourlet 变换, 由各方向子带分解系数的均值和标准差构建全局纹理描述向量, 根据向量间欧氏距离的大小进行特征点排序, 选取距离较小的前 1%的特征再进行 SIFT 最近邻比值匹配。实验结果表明该算法对亮度差异大、相似区域多的图像的匹配性能优于 SIFT, 在保证尺度、旋转、视角等不变性与 SIFT 相当的同时, 匹配速度大为提升。

**关键词:** 图像处理; 特征匹配; 尺度不变特征变换; Contourlet 变换; 全局纹理信息

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)05-1215-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01132

## Contourlet-SIFT Feature Matching Algorithm

Chen Shu-rong Li Bo Dong Rong Chen Qi-mei

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

**Abstract:** The Scale Invariant Feature Transform (SIFT) has a fine algorithm performance and an extensive application to the matching algorithm of local features, but its descriptor is characterized by a high dimension and huge time consumption also gives rise to a low matching robustness when tackling similar areas. Therefore this paper puts forward an innovative Contourlet-SIFT feature matching algorithm. The SIFT key points are first extracted to conduct Contourlet transformation on peripheral areas in order to calculate the mean and standard deviation of the decomposition coefficient in each direction. Then the vector of overall texture description is constructed and the Euclidean distance of this low-dimensional vector provides references for prioritizing the matching pairs. The first 1% key points will be subject to the nearest ratio matching by the SIFT vector. The result proves that the new algorithm surpasses SIFT especially when addressing the images with great brightness difference and many similar areas. It can lift the matching speed while it parallels SIFT in its invariability of scale, rotation and visual angle.

**Key words:** Image processing; Feature matching; Scale Invariant Feature Transform (SIFT); Contourlet transform; Global texture information

### 1 引言

图像特征提取与匹配是计算机视觉、图像处理、模式识别等方面的重要研究课题, 也是物体识别、动态跟踪、图像配准、图像拼接等应用的主要内容。近年来, 图像局部特征备受瞩目, 其中应用最广泛的是尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)<sup>[1]</sup>。SIFT 算法由 Lowe 于 1999 年提出, 2004 年完善总结, 它基于尺度空间理论, 其检测到的关键点具有鲁棒性好、定位精度高、可重

复性强等优点, 对旋转、尺度、光照等多种几何不变性保持得很好, 稳定性很高。

但 SIFT 算法仍然存在一些缺陷。由于 SIFT 算法复杂, 特征描述子维数较高, 匹配时需遍历所有特征, 导致运算时间长、速度慢, 匹配效率低, 很难满足实时性要求。此外, 当目标存在多个相似区域时, SIFT 特征向量的区分性能较差, 会造成误匹配。

文献[2]针对普通 SIFT 算法效率因特征点描述算子维数过高而降低的问题, 对原算法进行主成分分析(PCA), 将每一个特征向量由 128 维降低到 20 维。文献[3]以街区距离和棋盘距离的线性组合距离代替欧氏距离, 计算特征描述符之间的相似性度量,

2012-09-03 收到, 2012-12-04 改回

国家自然科学基金(61105015), 江苏省自然科学基金(BK2010366)和江苏省科技厅项目(BE2011747)资助课题

\*通信作者: 陈抒榕 njcsr2007@126.com

提高了效率,但特征点数相应减少。文献[4]以关键点周围图像区域的旋转不变 LBP(Local Binary Patterns)描述代替 SIFT 描述,提高了效率,但对视角变化较大的图像常会出现找不到匹配对的情况。文献[5]中的全局向量不具有尺度不变性,而且增加了描述子维度,降低了效率。

Contourlet 变换是文献[6]根据多尺度几何分析理论(MGA)提出的一种新的非自适应的方向多尺度分析方法。本文首先通过 SIFT 算法提取稳定的关键点,然后利用 Contourlet 变换对关键点进行频域全局纹理描述,并对全局纹理的相似度计算结果进行排序,筛选出最接近的前 1%的点,再进行高维度的 SIFT 描述子匹配。文章将频域全局 Contourlet 纹理与空域局部 SIFT 描述相结合,利用全局与局部信息相补充,空域与频域处理相融合的思想,提高了匹配精度,加快了匹配速率。

## 2 SIFT 特征与 Contourlet 变换

### 2.1 尺度空间关键点提取及 SIFT 特征描述

根据尺度空间理论,将尺度空间中的图像定义为  $L(x, y, \sigma)$ , 其中  $\sigma$  为尺度空间因子。DOG 金字塔<sup>[1]</sup>由高斯金字塔相邻的两层相减获得,其中, \* 表示卷积:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (1)$$

对 DOG 空间图像  $D(x, y, \sigma)$  进行局部极值检测,以保证尺度不变性。 $D(x, y, \sigma)$  中每个采样点与相邻共 26 个点比较(同尺度 8 个,上下相邻尺度  $9 \times 2$  个),最大或最小值点被选为候选关键点。找到候选关键点后,对其进行 3 维二次函数拟合,以确定局部极值点的精确位置和尺度,即为特征点;并弃除对比度的点和不稳定的边缘响应点,以提高抗噪能力,增强匹配稳定性。用梯度方向直方图来统计邻域像素的梯度方向。根据局部图像特性给每个关键点分配一个方向,实现图像旋转不变性。

SIFT 特征就是根据关键点的尺度  $\sigma$ , 把特征点邻域分为 16 个  $4 \times 4$  像素块,对每个像素块建立 8 个方向区间的高斯加权梯度方向直方图。因此每个 SIFT 特征是以  $16 \times 8 = 128$  维的特征向量进行描述的。

SIFT 特征虽然具有很多不变特性,但匹配效率低,实时性差,而且如果图像中存在局部纹理相似的区域,SIFT 算法得到的特征向量就有很大的相似性,会造成误匹配。

### 2.2 Contourlet 变换

Contourlet 变换<sup>[6,7]</sup>将多尺度分析和方向分析拆

分进行,是一种“真正”的 2 维图像表示方法,其本质是一种具有多分辨率、多尺度、多方向性、各向异性等性质的变换,其基函数分布于多尺度、多方向上,少量系数即可有效地捕捉图像中的边缘轮廓,从而逼近原始图像,实现对图像信号的稀疏表达,这也是其被称为 Contourlet 变换的原因。

Contourlet 变换采用了称为“双重滤波器组”(double filter banks)的变换结构,使用两个滤波器组,如图 1:在第 1 级中采用了拉普拉斯塔式分解(Laplacian Pyramid, LP)滤波器组得到不同尺度的子带图像,第 2 级中采用方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)用以对图像的各个高频子带进行滤波,达到对频谱进行方向性分割的目的。

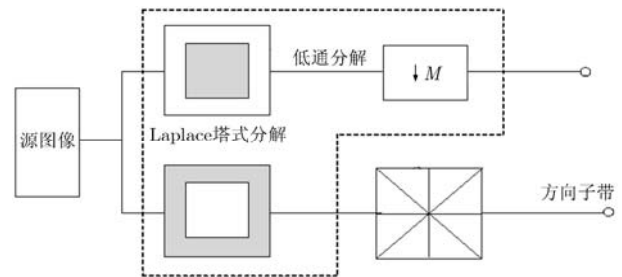


图 1 Contourlet 变换

## 3 Contourlet-SIFT 特征匹配

如同 SIFT 特征,大部分局部不变特征可以避免全局特征的盲目性,在很大程度上摒弃全局特征易受背景杂乱及目标遮挡等因素影响的弊端,还具有多种不变性,然而丢弃特征的全局信息,仅仅依靠局部特性实现匹配,无疑忽视了特征在整幅图像结构中位置的相对性,这样的特征描述是不完备的。正因为如此,SIFT 算法在进行特征匹配时,区分局部相似区域的能力较差,对于局部结构相似的特征常出现误匹配。可见有必要将全局信息作为提高匹配精度的补充描述。

目前,图像处理的方法分为空域处理和频域处理两大类。空域处理是在原图像上直接进行数据运算。频域处理方法主要有基于傅里叶变换的算法、基于小波变换的算法等。文献[8-10]体现了图像的低频部分集中了其能量,而高频部分含有大量噪声,用 2 维小波变换分解后的低频图像再进行 SIFT 匹配,突出了频域变换在特征匹配中的重要作用。

但是 2 维可分离小波基只有有限的方向,不能很好地表示图像中的方向信息,细节信息的增强明显不足,而 Contourlet 变换能在任意尺度上实现任意方向的分解,擅长描述图像中的轮廓和方向性纹理信息,弥补了小波变换的不足,能够快速有效地

在频域上对图像关键区域做出纹理的全局性描述。而且 Contourlet 纹理特征维度低, 具有多分辨率特点, 兼具方向、尺度和光照等多种不变性, 与空域局部不变特征相辅相成。

因此, 本文利用 Contourlet 全局纹理的优势, 针对 SIFT 算法的不足, 进行了改进。对每一个检测到的关键点首先进行尺度空间下的 Contourlet 变换, 再进行 Contourlet 全局纹理匹配筛选, 减少 SIFT 匹配时的特征点个数, 同时也淘汰局部纹理相似, 全局结构差异较大的特征, 有效降低误匹配概率, 最后对筛选结果进行 SIFT 匹配。

### 3.1 基于尺度空间的旋转不变 Contourlet 特征描述

设关键点  $k(x, y, \theta, \sigma)$  为尺度空间检测到的某个关键点,  $(x, y)$  表示该点在原始图像上的位置坐标,  $\theta, \sigma$  分别是该点的方向和尺度参量。根据  $\sigma$  大小, 在 高斯金字塔相应层上以  $k$  为中心, 建立直角坐标系。选取  $k$  的邻域, 计算邻域内每个像素的梯度幅值和梯度方向:

$$\left. \begin{aligned} m(x, y) &= [(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 \\ &\quad + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2]^{1/2} \\ \theta(x, y) &= \tan^{-1} \{ [L(x, y+1) - L(x, y-1)] \\ &\quad / [L(x+1, y) - L(x-1, y)] \} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

并对邻域梯度进行高斯加权, 离关键点越近则权值越大。

随后生成梯度方向直方图, 统计邻域像素的梯度方向。梯度方向的取值范围是  $0^\circ \sim 360^\circ$ , 每  $10^\circ$  一个区间, 共 36 个区间。梯度方向直方图的主峰所对应的即为该关键点的主方向。将关键点  $k(x, y, \theta, \sigma)$  对应的高斯图像按照  $\theta$  角度大小旋转到参考方向, 使  $k$  具有旋转不变性。

如图 2, 在旋转后的图像中以  $k$  为中心, 选取大小为  $2^4 \times 2^4, 2^5 \times 2^5, \dots, 2^{t+3} \times 2^{t+3}$  共  $t$  个图像区域, 分别进行 Contourlet 特征描述, 把每个方形中心区域都看作一个待描述域  $P_i (i = 1, 2, \dots, t)$ 。其中, 由于图像大小的限制, 每一组匹配中  $t$  的取值是根据图像实际大小选定的一个常数, 应保证描述域不超出图像边界。

本文对测试图像图 3(a)进行多级分解。每一次 LP 分解将输入信号分解为 1 个低频子带和 1 个高频子带, 高频子带再通过 DFB 分解为  $2^j$  个方向子带 ( $j$  为任意正整数, 不同的分辨率  $j$  可取不同值)。每级 Contourlet 分解都会产生 1 个低频分量和多个高频子带, 随后在该尺度的低频子带迭代处理, 即可实现图像的多分辨多方向分解(如图 3(b)), 使 Contourlet 变换具有良好方向性和各向异性。

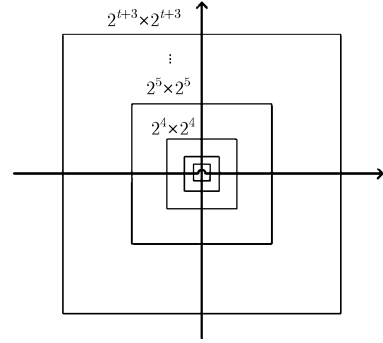


图 2 Contourlet 描述子的构建区域选择

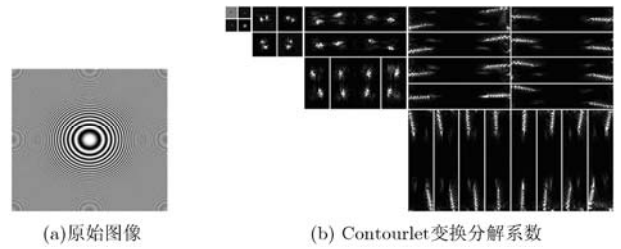


图 3 图像的 Contourlet 变换

与图 3 类似, 对  $P_i (i = 1, 2, \dots, t)$  进行 Contourlet 变换, 将  $P_i$  分解为一系列方向子带, 获取各级 Contourlet 方向子带上的系数分布, 构建关键点  $k$  的特征向量。计算每个方向子带分解系数  $\omega_i^l(i, j)$  的均值  $\mu_i^l$  和标准差  $\delta_i^l$ , 其中  $M \times N$  是 Contourlet 对应方向子带的大小,  $l$  表示第  $l$  个方向子带:

$$\left. \begin{aligned} \mu_i^l &= \frac{1}{M \times N} \sum_{r=1}^M \sum_{c=1}^N \omega_i^l(r, c) \\ \delta_i^l &= \sqrt{\frac{1}{M \times N - 1} \sum_{r=1}^M \sum_{c=1}^N (\omega_i^l(r, c) - \mu_i^l)^2} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

从而, 区域  $P_i$  的特征描述向量为

$$\mathbf{Clet}_i = [\delta_i^1, \delta_i^2, \delta_i^3, \dots, \delta_i^m] \quad (4)$$

其中  $m$  表示待描述域  $P_i$  经过 Contourlet 变换, 共分成  $m$  个方向子带。将特征向量进行归一化:

$$\frac{\mathbf{Clet}_i}{\|\mathbf{Clet}_i\|} \rightarrow \mathbf{Clet}_i \quad (5)$$

从直观上说,  $i$  越小, 区域面积越小, 特征点的局部性越突出, 因此对  $\mathbf{Clet}_i$  进行加权, 加权系数为

$$w_i = \exp[-(n-i)^2/n]/(2\pi\xi) \quad (6)$$

其中  $n$  为使  $2^n$  不大于图像任意边长的最大正整数,  $\xi$  为选定的常数。因此, 关键点  $k$  的 Contourlet 特征向量可以表示为

$$\mathbf{Clet} = [w_1 \cdot \mathbf{Clet}_1, w_2 \cdot \mathbf{Clet}_2, w_3 \cdot \mathbf{Clet}_3, \dots, w_t \cdot \mathbf{Clet}_t] \quad (7)$$

### 3.2 全局纹理特征筛选及 SIFT 特征匹配

特征向量生成后, 本文采用欧氏距离作为两个

向量相似度的计算方式:

$$d_{\text{Clet}} = |\text{Clet}_i - \text{Clet}_j| = \sqrt{\sum_k (\text{Clet}_{i,k} - \text{Clet}_{j,k})^2} \quad (8)$$

为了减少运算量,以检测到的特征点较少的那幅图像作为参考图像,对参考图像  $A$  中的每个特征点  $a$  与待匹配图像  $B$  中的所有特征点计算欧氏距离,依据距离从小到大对图像  $B$  中的特征点进行排序,选择距离较小的前 1% 的点再与点  $a$  进行 SIFT 特征匹配。

SIFT 特征匹配采用最近邻比值法,采用 BBF (Best Bin First) 来寻找最近邻和次近邻,如果最近邻距离  $d_1(x)$  与次近邻距离  $d_2(x)$  的比值小于某阈值  $\text{th}$ ,则认为最近邻点与该特征为最佳匹配对,否则视为冗余点。

$$\frac{|F_a - F_b|}{|F_a - F_c|} = \frac{d_1}{d_2} < \text{th} \quad (9)$$

算法流程如图 4 所示。

- (1)在尺度空间检测极值,获得关键点尺度;
- (2)对高斯加权后的梯度信息建立梯度方向直

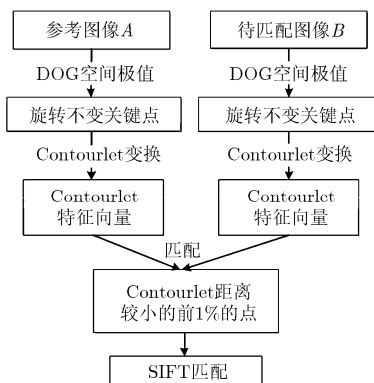


图 4 算法流程

方图,以主峰对应的方向作为关键点方向,使关键点具有旋转不变性;

(3)在尺度空间内,对旋转到参考方向的关键点提取多层待描述域;

(4)对待描述域分别进行 Contourlet 变换,以各方向子带的标准差作为特征描述向量;各待描述域加权后构成特征点的 Contourlet 特征向量;

(5)Contourlet 描述子匹配,保留 Contourlet 距离较小的前 1% 的特征点, SIFT 描述子再匹配。

### 4 实验结果与分析

在 MATLAB R2010b 实验环境下,分别采用 SIFT 算法与 Contourlet-SIFT 算法进行缩放、视角变化、光照变化和模糊 4 类图像的特征描述与匹配效果对比,每类对比又分为标准图像和实拍图像两组。

#### 4.1 缩放

缩放匹配结果如图 5 和表 1 所示。

当图像中对象仅存在焦距的放大或缩小时(如图 5 下),因为 SIFT 和 Contourlet-SIFT 描述子都是在 DOG 尺度空间中建立,具有尺度不变性,因此匹配精度都接近于 100%。但实验发现,当参考图

表 1 缩放图像的匹配数据

	标准图像		实拍图像	
	Contourlet-SIFT	SIFT	Contourlet-SIFT	SIFT
误匹配数/匹配总数	3/37	23/76	2/103	3/110
匹配时间(ms)	121.161	171.720	80.196	120.351
正确率(%)	91.89	69.74	98.06	97.27
节省时间(%)	29.44		33.36	

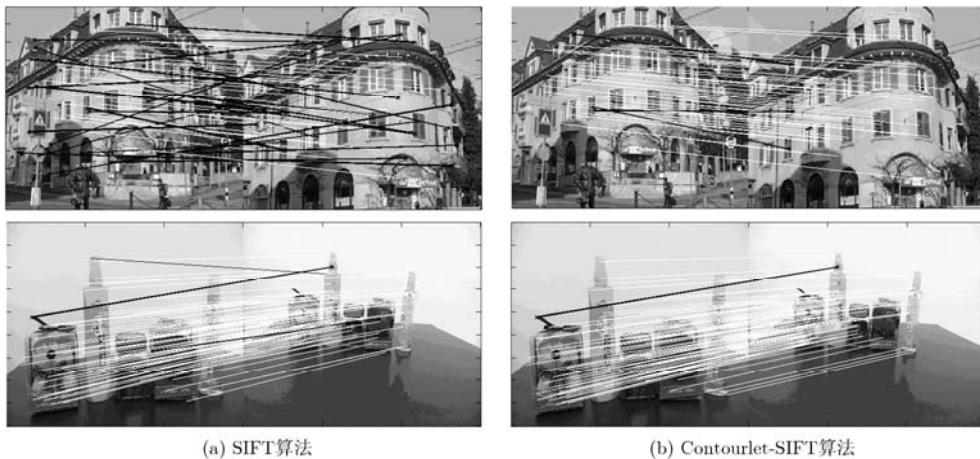


图 5 缩放匹配结果

像与待匹配图像中出现较多相似区域(如图 5 上), SIFT 算法误匹配数量明显增多, 而 Contourlet-SIFT 算法由于先进行一次全局 Contourlet 纹理相似度筛选, 将大部分局部结构相似、全局纹理不同的特征排除, 从而确保后续 SIFT 匹配时仍能具有较高的匹配精度。

4.2 视角变化

视角变化匹配结果如图 6 和表 2 所示。

表 2 视角变化图像的匹配数据

	标准图像		实拍图像	
	Contourlet-SIFT	SIFT	Contourlet-SIFT	SIFT
误匹配数/匹配总数	3/93	6/76	3/61	3/52
匹配时间 (ms)	3773.613	4532.268	92.539	127.373
正确率 (%)	96.77	92.11	95.08	94.23
节省时间 (%)	16.74		27.35	

对存在视角变化的图像, 当式(9)中阈值  $th$  的取值一致时, Contourlet-SIFT 的匹配正确率不低于 SIFT, 但匹配总数较 SIFT 有所增加。可见在 Contourlet 纹理筛选时, 不仅舍弃了不匹配的相似区域, 同时由于频域空间 Contourlet 变换具有稳定的多分辨率和方向不变性, 能够通过全局纹理特征补偿因视角变换造成的局部信息的缺失, 使匹配数量增多。

4.3 光照变化

光照变化匹配结果如图 7 和表 3 所示。

Contourlet 特征作为纹理描述的一种, 不会因光照的不同而影响对象自身的纹理结果, 因此其本身就具有较强的光照不变性。因此光照变化下两幅

表 3 光照变化图像的匹配数据

	标准图像		实拍图像	
	Contourlet-SIFT	SIFT	Contourlet-SIFT	SIFT
误匹配数/匹配总数	1/20	11/50	3/24	12/37
匹配时间 (ms)	35.677	51.053	57.424	64.592
正确率 (%)	95.00	78.00	87.50	67.57
节省时间 (%)	30.12		11.10	

图像的匹配 Contourlet-SIFT 算法具有更高的正确率和鲁棒性。图 7(上)中左图亮度是右图的 70%, 图 7(下)中左图亮度是右图的 50%。当亮度差异较大时, SIFT 匹配正确率降低, Contourlet-SIFT 算法光照不变性优于 SIFT。

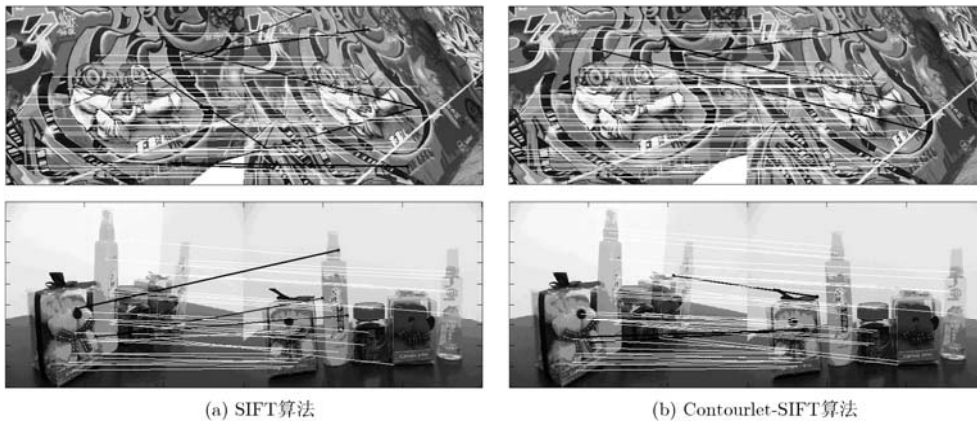
4.4 模糊

图像模糊匹配结果如图 8 和表 4 所示。

如果拍照时相机未正确对焦, 将导致图像模糊。在这种情况下, 由表中数据可以看出, Contourlet-SIFT 算法虽然误匹配不多, 但检测到的匹配总数相对 SIFT 减少许多。当图像变得模糊, 纹理信息的

表 4 模糊图像的匹配数据

	标准图像		实拍图像	
	Contourlet-SIFT	SIFT	Contourlet-SIFT	SIFT
误匹配数/匹配总数	1/231	5/259	0/37	1/52
匹配时间 (ms)	779.695	913.927	33.435	45.102
正确率 (%)	99.57	98.07	100.00	98.77
节省时间 (%)	14.69		25.87	



(a) SIFT算法

(b) Contourlet-SIFT算法

图 6 视角变化匹配结果

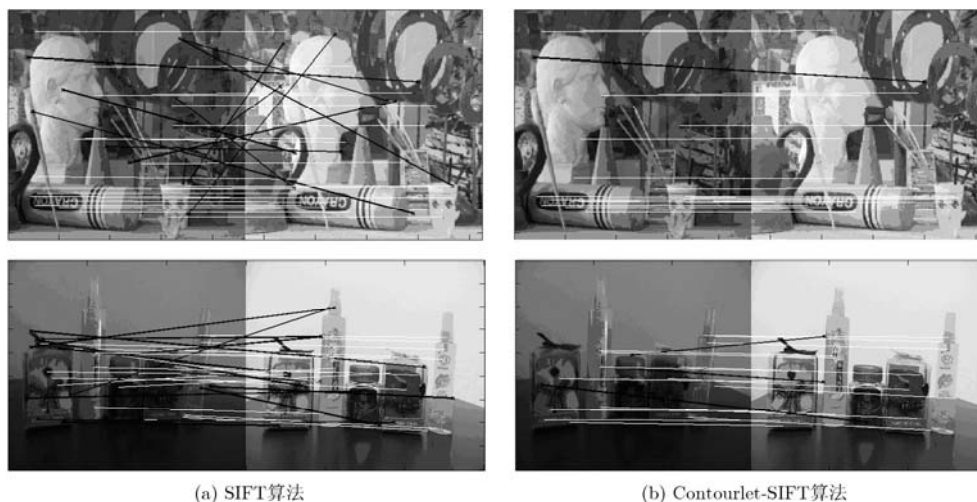


图 7 光照变化匹配结果

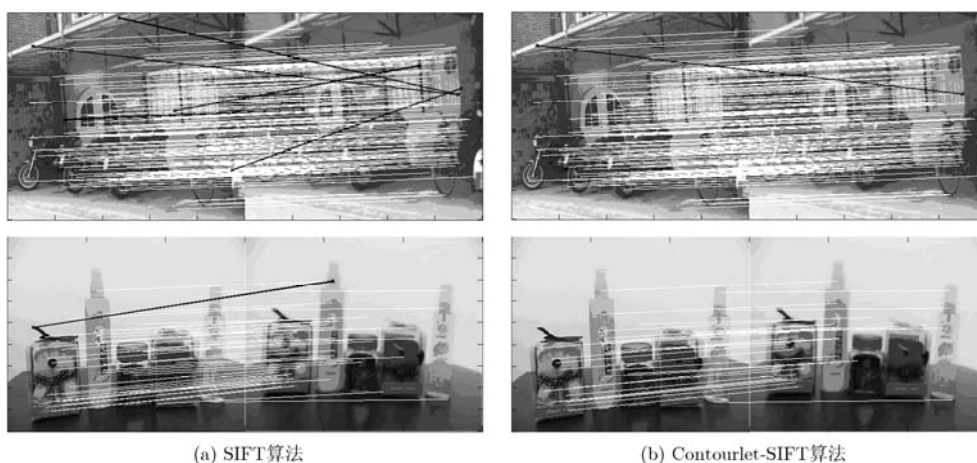


图 8 图像模糊匹配结果

优势被逐渐削弱。Contourlet 特征描述子是由 Contourlet 变换后各方向子带的均值和标准差决定的, 因此, 模糊图像计算出的 Contourlet 描述子之间的差异区分得不明显, Contourlet 匹配反而使后续 SIFT 匹配变得无序, 造成很多特征点无法在前 1% 的点中找到合适的匹配。

#### 4.5 实验小结

Contourlet-SIFT 算法在尺度、光照等不变性上都具有良好表现, 性能与 SIFT 相当。其中, 当图像中局部结构相似区域较多时, Contourlet-SIFT 算法能够通过全局纹理判断, 去除误匹配点, 防止“一对多, 多对一”现象产生, 使正确率大为提高; 对光照差异较大的图像, Contourlet-SIFT 算法体现了纹理特征的优势, 具有更好的光照不变性; 当视角变化时, Contourlet 全局纹理特征对局部特征进行了较大程度的信息补充, 使匹配对数量得以增加; 由于模糊图像中的纹理细节被弱化, 因此匹配对数

量相对标准 SIFT 有所减少。

此外, 由频域变换后方向系数构成的全局纹理描述子, 维数低, 通过初步匹配, 筛除掉大量全局相似度较低的点, 减少了高维 SIFT 描述子匹配时的计算量。因此由匹配对比数据可见, 无论哪类匹配, Contourlet-SIFT 算法的匹配速度都明显优于 SIFT 算法, 实时性得以大幅提高。

## 5 结束语

本文将空域尺度不变与频域多分辨率表示相结合, 首先对尺度空间下旋转不变特征进行 Contourlet 变换, 利用各方向子带分解系数的标准差建立全局纹理描述子, 根据全局描述向量之间的欧式距离对关键点进行排序; 最后筛选出距离较小的前 1% 的关键点进行 128 维 SIFT 特征匹配。实验表明, Contourlet-SIFT 算法对图像尺度、旋转、光照、视角等变化具有很强的鲁棒性, 匹配速度相对

于 SIFT 算法大为提高。该算法尤其适用于对实时性要求高, 环境亮暗变化显著, 视角、尺度、方向等存在较大差异的图像匹配。

### 参 考 文 献

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Ke Y and Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]. Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, 2004: 511-517.
- [3] 王晓华, 傅卫平, 梁元月. 提高 SIFT 特征匹配效率的方法研究[J]. *机械科学与技术*, 2009, 28(9): 1252-1255.  
Wang Xiao-hua, Fu Wei-ping, and Liang Yuan-yue. A method for improving SIFT feature matching efficiency [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2009, 28(9): 1252-1255.
- [4] 郑永斌, 黄新生, 丰松江. SIFT 和旋转不变 LBP 相结合的图像匹配算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(2): 286-292.  
Zheng Yong-bin, Huang Xin-sheng, and Feng Song-jiang. An image matching algorithm based on combination of SIFT and the rotation invariant LBP[J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(2): 286-292.
- [5] 纪华, 吴元昊, 孙宏海, 等. 结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(2): 439-444.  
Ji Hua, Wu Yuan-hao, Sun Hong-hai, et al. SIFT feature matching algorithm with global information[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(2): 439-444.
- [6] Do M N and Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [7] 易文娟, 郁梅, 蒋刚毅. Contourlet: 一种有效的方向多尺度变换分析方法[J]. *计算机应用研究*, 2006, 23(9): 18-22.  
Yi Wen-juan, Yu Mei, and Jiang Gang-yi. Contourlet: efficient directional and multiresolution analytic tool[J]. *Application Research of Computers*, 2006, 23(9): 18-22.
- [8] 刘佳嘉, 何小海, 陈为龙. 一种结合小波变换的 SIFT 特征图像匹配算法[J]. *计算机仿真*, 2011, 28(1): 257-260.  
Liu Jia-jia, He Xiao-hai, Chen Wei-long. Image matching algorithm by wavelet transform combined with SIFT characteristics[J]. *Computer Simulation*, 2011, 28(1): 257-260.
- [9] 武建明, 田铮, 刘向增, 等. 图像多尺度配准的小波域 SIFT 方法[J]. *西北工业大学学报*, 2011, 29(1): 17-21.  
Wu Jian-ming, Tian Zheng, Liu Xiang-zeng, et al. Proposing an effective method for image multi-scale registration by combining SIFT with Wavelet Transform (WT)[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2011, 29(1): 17-21.
- [10] 章宜林, 王敏. 结合小波和颜色信息的 SIFT 图像配准方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2011, 39(S2): 136-139.  
Zhang Yi-lin and Wang Min. SIFT image registration method based on wavelet and color information[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2011, 39(S2): 136-139.
- 陈抒榕: 女, 1989 年生, 硕士, 研究方向为机器视觉、匹配跟踪等.
- 李 勃: 男, 1982 年生, 博士, 副教授, 研究方向为机器人、图像处理等.
- 董 蓉: 女, 1984 年生, 博士, 研究方向为图像处理、模式识别等.