# 基于压缩感知与尺度不变特征变换的图像配准算法

杨 飒1 杨春玲2

(<sup>1</sup>广东第二师范学院物理系,广东 广州 510310 <sup>2</sup> 华南理工大学电子与信息学院,广东 广州 510640)

摘要 尺度不变特征变换(SIFT)算法是图像配准中一种用来描述局部特征最稳健,使用最广泛的方法。针对存在 关键点特征描述向量维数较高,算法计算复杂的问题,提出了一种基于稀疏随机投影(SRP)与 SIFT 相结合的图像 配准算法,该算法把压缩感知理论的稀疏特征表示概念引入 SIFT 算法中,即 SRP-SIFT,用稀疏特征表示方法对 SIFT 关键点特征向量进行提取,再使用相应的 L<sub>1</sub> 距离度量进行特征向量的匹配。对新算法和相关 SIFT 算法进 行了图像配准实验,实验结果表明,SRP-SIFT 算法对包含复杂结构内容的图像配准性能优于传统 SIFT 算法,配准 效率与几种改进的 SIFT 算法相当,但运算速度比传统 SIFT 算法和几种改进的 SIFT 算法有明显提高。

关键词 图像处理;尺度不变特征变换;压缩感知;特征提取;稀疏随机投影

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201434.1110001

# Image Registration Algorithm Based on Sparse Random Projection and Scale-Invariant Feature Transform

Yang Sa<sup>1</sup> Yang Chunling<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Department of Physics, Guangdong University of Education, Guangzhou, Guangdong 510640, China <sup>2</sup> School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China

Abstract Scale-invariant feature transform (SIFT) is one of the most robust and widely used local feature descriptor for image registration, however, the computational complexity of its key point descriptor computing stage is quite expensive and also the dimensionality of the key point feature vectors is relatively high. For speeding up the SIFT computation, a novel sparse random projection (SRP) based algorithm, namely SRP-SIFT, is proposed by combining SIFT with sparse feature representation methods from the compressive sensing theory. Accordingly,  $L_1$  norm is introduced to compute the similarity and dissimilarity between feature vectors used for image registration. The experimental results show that the proposed SRP-SIFT algorithm is much faster than the standard SIFT algorithm while the performance is favorably comparable when performing complex structured scene image registration applications.

Key words image processing; scale-invariant feature transform; compressive sensing; feature extraction; sparse random projection

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008

## 1 引 言

图像配准技术是数字图像处理的研究热点之一,在机器视觉、医学影像、遥感图像、航天军工等领域都有极其广泛的应用。传统的图像配准算法主要基于角点和边缘点的特征检测,对环境变化情况的

特征点检测能力较差。由 David 在 1999 年<sup>[1]</sup>提出 并在 2004 年<sup>[2]</sup>加以完善的尺度不变特征变换算法 (SIFT)是一种特征点检测与匹配的算法,它采用 DoG 算法原理提取图像的局部特征,对图像旋转、 平移、尺度缩放、亮度变化等具有不变性。

收稿日期: 2014-04-22; 收到修改稿日期: 2014-06-27

**基金项目:**国家自然科学基金(60972135)

作者简介:杨 飒(1970—),女,硕士,高级实验师,主要从事图像处理算法方面的研究。E-mail: yangsa@gdei.edu.cn

SIFT 算法在一定程度上可实现环境变化情况 下稳定的图像特征点提取,但 SIFT 算法还存在一 些缺陷,如计算量大导致实时性不好、图像视角变换 大时提取特征点较少、无法准确提取边缘模糊目标 的特征点等。自 SIFT 算法问世以来,人们从未停 止对它的优化和改进。Mikolajczyk 等<sup>[3]</sup> 通过实验 对不同图像局部特征描述子进行比较后,得出 SIFT 特征描述子具有最佳匹配的结果。Ke 等[4]于 2004 年提出了主成分分析(PCA)数据降维技术相结合的 PCA-SIFT 算法,该算法有效简化了 SIFT 算法描 述子维数较高和匹配复杂的问题。针对 SIFT 只作 用于灰度图像的问题,Farag 等<sup>[5]</sup>提出彩色尺度特 征不变变换(CSIFT),实现了彩色图像的不变特征 提取。Bay 等<sup>[6]</sup>在 SIFT 算法的基础上,提出了加 速稳健特征(SURF)算法,该改进算法提取特征点 几乎与 SIFT 相同,但运算速度快,可满足实时应用 的要求。Morel 等<sup>[7]</sup> 提出了抗仿射 SIFT 变换 (ASIFT),提取的特征点大为增多,可以抵抗强仿射 情况。Cui 等<sup>[8]</sup>用 SIFT 建立二维灰度图像和二维 半距离图像的匹配关系,从而实现了三维图像的有 效配准和融合。王民等<sup>[9]</sup>提出了一种结合哈里斯角 点和 SIFT 算法的立体匹配方法,在降低 SIFT 算法 时间复杂度的同时提高了算法提取特征点的形状意 义。

近年来,信号处理领域的压缩感知(CS)或称为 稀疏表示(SR)理论,是对传统信号分解和逼近重建 理论的重大突破[10-11]。该理论基于信号的稀疏性 和可压缩性,利用随机测量矩阵将一个稀疏的高维 信号投影到一个低维空间上,通过线性或非线性的 解码模型精确重建原始信号。由于 CS 理论具有严 密的理论基础和良好的实践效果,因而在许多领域 获得了广泛研究和应用。Donoho 等[11] 基于 CS 理 论创建了一种新的医学图像压缩传输和重建算法。 方红等<sup>[12]</sup>基于 CS 理论,提出用非常稀疏投影矩阵 实现图像的精确重建。马彦鹏等<sup>[13]</sup>将CS理论用于 单点探测计算成像,在减少采样的同时实现清晰复 原的图像。Rostami 等<sup>[14]</sup>通过改进的 CS 理论对稀 疏采样的图像进行补偿,可以简化干涉仪的复杂结 构。王金成等<sup>[15]</sup>将 CS 理论论应用于荧光显微成 像,有效消除了荧光衰减对图像重构的影响。Li 等<sup>[16-17]</sup> 将 CS 理论用于遥感图像融合算法中,新算 法在光谱保持和空间分辨率提高方面取得了改进的 融合评价效果。

Ke 等<sup>[4]</sup>引入主成分分析作为数据降维方法,对

SIFT 算法最后阶段的关键点特征向量提取做出简 化和改进,提出了 PCA-SIFT 算法。研究发现 PCA 用于图像区域的梯度向量具有一定的局限性:1) PCA 隐含一个正态分布假定,即被投影降维的原始 向量集具有正态分布的特性,在图像包含复杂结构 内容的情形下,此假设很难满足;2) PCA 要求预先 计算出一组彼此正交的线性组合基向量,这组基向 量完全依赖于大量的同类训练样本,在每类图像只 有少量样本或者图像内容结构特征分布比较复杂的 情况下,PCA-SIFT 算法可能会出现降维特征提取 失效的问题。

本文将 CS 理论中的稀疏随机投影表示方法作 为主成分分析降维方法的替代改进,提出了一种基 于稀疏随机投影的关键点特征向量提取和匹配的尺 度不变特征变换(SRP-SIFT)算法。SRP-SIFT 算 法利用稀疏随机投影对关键点周围局部小块的特征 进行降维提取出特征向量,可以简化特征描述向量 的计算复杂度,减少特征向量的维数,在保持 SIFT 算法稳定关键点检测的同时,提高特征提取和匹配 的性能。

### 2 稀疏随机投影算法简介

随机投影是 CS 理论中进行稀疏信号(图像)重 建的关键,该理论指出,对于 N 采样的K 稀疏信号 X,通过它在空间  $R^N$  中的随机向量上的线性投影 (随机投影)可以精确重建。随机投影过程(即编码 过程)用  $M \times N$  维的随机测量矩阵 R 来描述,通过 稀疏信号 X 在随机测量矩阵 R 上的投影,获得少量 非适应性的随机测量值 Y,

$$Y = \mathbf{R}X, \qquad (1)$$

式中 $Y \in \mathbf{R}^{M}$ 。当随机测量矩阵 $\mathbf{R}$ 满足约束等距特性 (RIP)<sup>[10]</sup>时,则少量非相干的投影可以包含原始信 号的足够信息。

在处理大幅图像时,需要进行大量的高维投影 计算,为了减少计算的复杂度,引入非常稀疏随机投 影矩阵  $\mathbf{R}^{M\times N}$ ,  $\mathbf{R}$  中的元素为 $R_{ij} = (1/\sqrt{M})r_{ij}$ ,其中  $r_{ij}$ 为服从稀疏随机分布的独立随机变量,且服从分 布

$$r_{ij} \sim \begin{pmatrix} \sqrt{s} & 0 & -\sqrt{s} \\ 1/2s & 1 - 1/s & 1/2s \end{pmatrix},$$
 (2)

当  $s \gg 3$ (一般取  $s = \sqrt{N}$  或  $s = N/\log N$ , N 为待投影的原始信号的长度), 称  $\mathbf{R}^{M \times N}$  为非常稀疏随机投影矩阵, 它满足 CS 测量矩阵所要求的 RIP 约束等

距特性,随机投影 Y 能保持原始信号的必要信息, 并且测量方法是非适应性的<sup>[12]</sup>。增大 s 的值可进 一步增加随机投影的稀疏性从而提高计算的速度。

# 3 基于稀疏随机投影的 SIFT 图像配 准算法

基于稀疏投影矩阵的性质,提出了一种对 SIFT 关键点的局部图像区域进行提取特征描述向量的方 法,即 SRP-SIFT 算法。SRP-SIFT 算法包含 5 个 主要阶段:1)尺度空间峰值选择;2)过滤选取局部关 键点;3)主方向分配;4)生成关键点描述向量;5)特 征描述向量的度量和匹配。

在第一阶段,通过构建高斯金字塔获得图像的 尺度空间,对相邻尺度空间的高斯差分图像扫描区 域峰值,得到候选关键点;在第二阶段,利用 Taylor 展开式和 Hessian 矩阵,滤除候选关键点中对比度 较低和具有边缘效应的不稳定关键点;在第三阶段, 利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性,确定关 键点的主方向。以上三个阶段的详细描述见参考文 献[2]。下面对第四和第五阶段进行描述。

#### 3.1 生成关键点描述向量

确定关键点以后,需要用一组向量来描述关键 点的特征,即生成关键点描述向量。该组向量需要 包含关键点的位置,尺度,主方向,同时具有平移、缩 放和旋转不变特性。SRP-SIFT 算法中,先对关键 点所选择的尺度空间图像进行分块,在选择的尺度 空间图像上以关键点为中心的形成 41×41 图像块, 并将该图像块的主方向(即关键点的主方向)旋转到 水平轴方向,计算图像块在水平和垂直方向上的梯 度分量,获得  $39 \times 39 \times 2($ 水平,垂直方向)共 3042个梯度矢量。对梯度矢量进行归一化处理,以降低 原始图像中亮度对梯度矢量进行归一化处理,以降低 原始图像中亮度对梯度矢量的影响。此时,已获得 关于关键点的  $3042 \times 1$  维的列向量 Z,利用  $3042 \times$ 3042的小波变换基矩阵  $\Psi$ 将信号 Z稀疏表示为 X,X满足的条件为

$$Z = \Psi X, \qquad (3)$$

式中 Z 中的元素用  $z_i$  表示, X 中的元素用  $x_i$  表示,  $\psi_i$  为基矩阵  $\Psi$  的行向量,  $i = 1, 2, \dots, 3042$ , 则有:

$$\boldsymbol{z}_i = \boldsymbol{\psi}_i \boldsymbol{X} = \sum_{j=1}^{3042} \boldsymbol{\psi}_{ij} \boldsymbol{x}_i, \qquad (4)$$

可见, *X* 为 3042×1 的列向量, 是 3042 采样的 *K* 稀 疏信号, *K* 为稀疏度, 即 *X* 中只有 *K* 个系数不为零, 剩余的 *N*-*K* 系数等于零或非常小。

再建立一个M×N维的稀疏随机投影矩阵R∈

 $R^{M \times N}$ ,其中每一个元素为 $R_{ij} = (1/\sqrt{M})r_{ij}, r_{ij}$ 为服 从稀疏随机分布(2)式的独立随机变量。将稀疏信 号 X 在稀疏随机投影 R 上进行投影,获得随机测量 值Y,Y = RX。这里取  $s = \sqrt{N}(N = 3042, \mu R)$ 向 导 数 的 个 数), $M = O[K \log(N/K)] = C_0 K \log(N/K), C_0$ 为过采样因子,需满足 K  $< M \ll N_o$ 为兼顾投影向量的有效性同时减少计算复 杂度,这里,取 K = 40, M = 190。

至此,利用稀疏随机投影矩阵 R 将高达 3042 维的梯度导数向量降到 M 维的稀疏特征向量,将其 作为该关键点的特征描述向量。

#### 3.2 特征描述向量的度量和匹配

对于需进行配准比较的两个 SRP-SIFT 特征描述向量  $U_i = (u_{i1}, \dots, u_{iM})$  和  $V_j = (v_{i1}, \dots, v_{iM})$ ,通过  $L_1$  距离度量作为其相似性度

$$d(U_{i}, V_{i}) = \sum_{m=1}^{M} |u_{im} - v_{im}|.$$
 (5)

据此,计算目标图上的关键点 $U_i$  与模板图中点  $V_i$ 的距离 $d(U_i, V_i)$ ,以及 $U_i$  与模板图中距离最小 点 $V_p$ 的距离 $d(U_i, V_p)$ ,当 $d(U_i, V_j)/d(U_i, V_p)$ 小于指定阈值的时候,即可认为 $U_i$ 和 $V_j$ 匹配。为了 进一步加快速度,可以采用 kd 树的数据结构避免 穷举,并利用随机抽样一致性(RANSAC)的方法消 除错配点。

### 4 实验结果和分析

本节将通过三组实验来验证 SRP-SIFT 算法的 性能,并给出 SRP-SIFT 算法与其他匹配算法之间 的性能对比。

将 SRP-SIFT 算法用于实际应用中包含复杂结 构内容的图像配准。如图 1 所示,图 1(a)是 SRP-SIFT 算法的匹配结果,图 1(b)是原始 SIFT 算法的 匹配结果。通过表 1 算法性能的对比可以看出,原 始 SIFT 存在错误匹配点(图中相交的线条),SRP-SIFT 算法可以自行剔除错误匹配点,最终产生的匹 配特征点与原始 SIFT 算法的有效匹配结果相当, 且匹配速度比原始 SIFT 算法快。

表 1 包含复杂结构内容图像的配准算法性能比较

Table 1 Registration algorithms performance comparison of

the imagecontaining complex structure content

Algorithm	Registration points	Correct registration points	Registration time /s	
SRP-SIFT	54	50	0.537	
SIFT	68	52	0.781	

在图 2 的图像样本中,图 2(a)和(d)为遥感图 像、图 2(b)和(e)为取景变化图像、图 2(c)和(f)为 发生形变的多聚焦图像。用原始 SIFT 算法、 SURF-SIFT 算法<sup>[6]</sup>、Affine-SIFT 算法<sup>[7]</sup>、SRP-SIFT 算法、PCA-SIFT (n=20)和文献「18]中基于 小波变换的等价图割图像配准算法(GCWT)对图 像样本进行配准,以评价各种算法对不同场景、不同 光照条件、不同角度以及不同焦距条件下采集图像 的配准性能,匹配正确率  $\eta$ 等于正确匹配点数除以 匹配点数,匹配时间用 t 表示。GCWT 算法中采用 Daubechies2 小波对图像进行小波分解,分解层数为 1。由表 2 的评价结果可以看出,由于 SRP-SIFT 算 法可以自行剔除错误匹配点,匹配正确率接近 100%,运行速度和 SURF-SIFT 算法一致,高于原 始 SIFT 算法、Affine-SIFT 算法和 PCA-SIFT 算 法,综合性能与 GCWT 算法相当。



- 图 1 包含复杂结构内容图像的配准。(a) SRP-SIFT 算 法的匹配结果;(b)原始 SIFT 算法的匹配结果
- Fig. 1 Registration of the image containing complex structure content. (a) Registration result of SRP-SIFT algorithm; (b) registration result of SIFT algorithm



图 2 实验图像样本。(a),(d)遥感图像;(b),(e)取景变化图像;(c),(f)发生形变的多聚焦图像 Fig. 2 Experimental sample images. (a), (d) Remote sensing image; (b), (d) view changed image;

(c), (f) multi-focus images occurring deformation

表 2 实验图像样本的配准算法性能比较

Table 2 Registration algorithms performance comparison of the experimental sample images

Sample -	SIFT		SURF-SIFT		Affine-SIFT		PCA-SIFT		GCWT		SRP-SIFT	
	η	t / s	η	t / s	η	t / s	η	t/s	η	t / s	η	t/s
(a) & (d)	75.3%	0.892	81.7%	0.531	93.6%	0.785	89.3%	0.631	90.5%	0.491	92.5%	0.529
(b) & (e)	68.7%	0.953	74.8%	0.620	87.2%	0.817	85.7%	0.591	81.3%	0.526	86.6%	0.567
(c) & (f)	79.5%	0.704	83.6%	0.524	95.3%	0.618	93.0%	0.504	92.1%	0.403	93.8%	0.411

为了验证 SRP-SIFT 算法的运算效率,从一个 有 2000 张图像的子集中,分别选取 100、200、500、 1000、2000 张图像作为一个实验组,对 SRP-SIFT 算法、SIFT 算法,PCA-SIFT 算法的计算时间进行 统计,结果如表 3 所示。表 3 的实验结果证明, SRP-SIFT 算法的运算速度比 SIFT 算法和 PCA-

#### SIFT 算法有明显提高。

表 3 不同规模图像子集的计算时间比较(单位:s)

Table 3 Computing time comparison of different scale

images	subsets	(unit:	s)
--------	---------	--------	----

Algorithm	100	200	500	1000	2000
SRP-SIFT	116.2	251.3	518.5	1079.4	2305.8
PCA-SIFT	132.4	294.6	701.3	1222.8	2637.5
SIFT	156.1	410.0	1007.5	1975.6	3512.7

# 5 结 论

结合 SIFT 算法与稀疏随机投影的优点,提出 了一种新的 SRP-SIFT 算法,充分保留了 SIFT 算 法在可用性、稳健性、独特性等方面的优势,利用 SIFT 算法选择出具有尺度和旋转不变特性的关键 点,然后利用稀疏随机投影对关键点附近的图像区 域进行梯度导数向量的投影,提取出关键点描述向 量,最后使用L<sub>1</sub>距离度量作为向量匹配的相似性度 量。实验结果表明,SRP-SIFT 算法对包含复杂结 构内容的图像配准具有良好的效果,并在运算速度 上比标准的 SIFT 算法了有显著的提高。

#### 参考文献

- $1\ {\rm D}\ {\rm G}$  Lowe. Object recognition from local scale-invariant features [C]. Proceedings of the International Conference on Computer, ICCV, 1999, 2: 1150-1157.
- 2 D G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 3 K Mikolajczyk, C Schmid. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- 4 Y Ke, R Sukthankar. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 2: 506-513.
- 5 A E A Hakim, A A Farag. CSIFT : A SIFT descriptor with color invariant characteristics [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 2: 1978–1983.
- 6 H Bay, T Tuytelaars, L V Gool. SURF: speeded up robust features [C]. Proceedings of the ninth European Conference on Computer Vision, 2006. 404-417.
- 7 G S Yu, J M Morel. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison [J]. SIAM Journal on Imaging

Sciences, 2009, 2(2): 438-460.

- 8 Haihua Cui, Wenhe Liao, Ning Dai, *et al.*. Registration and integration algorithm in structured light three-dimensional scanning based on scale-invariant feature matching of multi-source images [J]. Chin Opt Lett, 2012, 10(9): 091001.
- 9 Wang Min, Liu Weiguang. Advanced algorithm based on SIFT and its application in binocular stereo vision [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(2): 203-206.
  王 民,刘伟光. 基于改进 SIFT 特征的双目图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(2): 203-206.
- 10 E Candès, J Romberg, Terence Tao. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- 11 D Donoho. Compressed sensing [J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(4), 1289-306.
- 12 Fang Hong, Zhang Quanbing, Wei sui. Method of image reconstruction based on very sparse random projection [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(22): 25-27. 方 红,章权兵,韦 穗. 基于非常稀疏随机投影的图像重建方法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(22): 25-27.
- 13 Ma Yanpeng, Wang Yanan, Wang Yikun, et al.. Study of single-pixel detection computational imaging technology based on compressive sensing [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33 (12): 1211007.

马彦鹏,王亚南,王义坤,等.基于压缩感知的单点探测计算成 像技术研究[J].光学学报,2013,33(12):1211007.

- M Rostami, O Michailovich, Z Wang. Image deblurring using derivative compressed sensing for optical imaging application [J].
   IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7): 3139-3149.
- 15 Wang Jincheng, Kuang Cuifang, Wang Yifan, et al.. Multispectral fluorescence microscopic imaging based on compressive sensing [J]. Chinese J Lasers, 2013, 40 (12): 1204003.

王金成, 匡翠方, 王轶凡, 等. 基于压缩感知的荧光显微多光谱 成像[J]. 中国激光, 2013, 40(12): 1204003.

- 16 S T Li, H T Yin, L Y Fang. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(9): 4779-478.
- 17 Yin Wen, Li Yuanxiang, Zhou Zeming, et al.. Remote sensing image fusion based on sparse representation [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(4): 0428003.

尹 雯,李元祥,周则明,等.基于稀疏表示的遥感图像融合方 法[J].光学学报,2013,33(4):0428003.

18 Xu Wei, Leng Chengcai, Yu Naigong, et al.. An equivalence graph cut method based on wavelet transform for SAR image registration [J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2013, 11(1): 14-19.

徐 伟,冷成财,于乃功,等. 基于小波变换的等价图割 SAR 图 像配准方法[J]. 纳米技术与精密工程, 2013, 11(1): 14-19.

栏目编辑:张浩佳