

# 基于改进 SURF 算法的室内环境图像快速拼接

符秀辉<sup>1,2</sup>, 周文俊<sup>1</sup>, 赵茂鑫<sup>1</sup>

(1. 沈阳化工大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142;  
2. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016)

**摘要:**针对室内环境下利用传统加速鲁棒特征(SURF)算法进行图像实时拼接效率不高,以及室内环境图像快速拼接的要求,提出了一种基于改进 SURF 算法的室内环境图像快速拼接方法。首先,采用 SURF 算法对获得的室内环境图像进行初步特征点提取,同时利用双向  $K$  最近邻分类算法筛选提取到的 SURF 特征点,得到粗略的匹配点对;其次,采用随机采样一致性(RANSAC)算法更新匹配点对,剔除被错误提取的匹配点对;最后,采取加权平均融合算法对配准完成后的图像进行融合拼接。通过该方法得到了完整的室内环境拼接图像,并提高了图像匹配准确度和拼接效率。从实验结果来看,提出的改进方法能极大降低室内图像的匹配错误,提高了室内图像拼接效率,同时能够取得较好的拼接效果。

**关键词:**室内环境;图像拼接;加速鲁棒特征;随机采样一致性;最近邻分类

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)08-0039-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.008

## Research on Indoor Environment Images Mosaic Quickly Based on Improved SURF Algorithm

FU Xiu-hui<sup>1,2</sup>, ZHOU Wen-jun<sup>1</sup>, ZHAO Mao-xin<sup>1</sup>

(1. Electronic Information and Engineering Institute, Shenyang University of Chemical Technology,  
Shenyang 110142, China;

2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of poor effect on indoor environment image mosaic caused by Speed-Up Robust Features (SURF) algorithm and meet the demands of the fast indoor environment images matching, in this paper, the improved algorithm of SURF is proposed. First, the feature points are detected by SURF algorithm, using bidirectional  $k$ -nearest neighbor algorithm to filtrate the feature points to obtain the fuzzy matching points pair. Then, the error feature points are eliminated by RANSAC algorithm. Finally, the weighted average method is used to fuse and join the mosaic images. Through the above steps, the final images have been obtained and the accuracy and efficiency of the images matching has been improved. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper can reduce the matching error, increasing the images mosaic efficiency and acquiring the good stitching effect.

**Key words:** indoor environment; image mosaic; speed-up robust features; random sample consensus; nearest neighbor classification

## 0 引言

图像拼接就是将多幅相互间存在重叠部分的图像序列进行配准融合,形成一幅包含各图像序列信息的完整的新图像。广泛应用于计算机视觉、医用图像、图像检索、虚拟现实及机器人视觉导航等领域。

目前,国内外已提出了多种图像拼接算法,较常用的有 Harris 匹配算法<sup>[1]</sup>、SIFT 匹配算法<sup>[2]</sup>和 SURF 匹

配算法<sup>[3]</sup>。但 Harris 匹配算法尺度可变,抗噪声能力较差。SIFT 匹配算法具有良好的尺度、光照及空间旋转不变性,但其计算较为复杂,导致特征检测和匹配速度较慢<sup>[4]</sup>。SURF 匹配算法具有尺度和旋转不变性,拼接效果较好,可广泛应用于实时性要求高的物体识别、图像拼接等方面,但存在稳定性较差,错误匹配点较多,拼接效率较低的劣势。

文中基于在室内环境下机器人视觉定位和导航的

收稿日期:2014-10-10

修回日期:2015-01-15

网络出版时间:2015-07-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51375477)

作者简介:符秀辉(1963-),男,博士,教授,硕导,研究方向为机器人控制及遥操纵机器人环境建模;周文俊(1990-),男,通讯作者,硕士研究生,研究方向为机器人视觉及其定位、数字图像处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1453.091.html>

实时性要求,针对传统 SURF 算法进行图像实时拼接效率不高的问题,提出了一种改进 SURF 匹配算法。实验结果表明,改进后的 SURF 算法提高了图像拼接效率,同时具有较好的拼接效果。

# 1 SURF 匹配算法描述

## 1.1 特征点提取

SURF 算子与 SIFT 算子都是利用 Hessian 矩阵来提取图像特征点。设图像空间内任意一点  $(x,y)$ , 基于尺度  $\sigma$  的 Hessian 矩阵定义为:

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $L_{xx}(x, \sigma)$ 、 $L_{xy}(x, \sigma)$  和  $L_{yy}(x, \sigma)$  是分别在  $x$  点和  $y$  点处高斯函数的二阶偏导数  $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial x^2}$ ,  $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial y^2}$

和图像  $I = (x,y)$  的卷积,  $g(\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ 。

Hessian 变换行列式为:

$$\det(H) = L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2 \quad (2)$$

为简便计算,在文献[3]中用基于积分图像的方形滤波器来近似拉普拉斯高斯算子,构造一种 Fast-Hessian 矩阵:

$$H(x, y) = \begin{bmatrix} D_{xx}(x) & 0.9D_{xy}(x) \\ 0.9D_{xy}(x) & D_{yy}(x) \end{bmatrix} \quad (3)$$

变换列式:

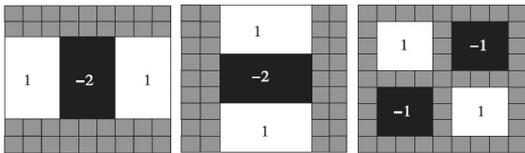
$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (4)$$

$9 \times 9$  的方形滤波器近似为  $\sigma = 1.2$  的二阶高斯导数,  $D_{xx}D_{yy}$  与  $L_{xx}L_{yy}$  的关系如下:

$$\omega = \frac{\|L_{xy}(1.2)\|_F \|D_{xx}(9)\|_F}{\|L_{xx}(1.2)\|_F \|D_{xx}(9)\|_F} = 0.9 \quad (5)$$

式中,  $\|\cdot\|_F$  为 F-范数;  $\omega$  为权重系数。

其  $9 \times 9$  的方形滤波器模板如图 1 所示。



(1) x 方向 (2) y 方向 (3) xy 方向

图 1  $9 \times 9$  方格滤波器

根据 Fast-Hessian 矩阵求出图像极值后,在  $3 \times 3 \times 3$  的立体邻域内进行非极大值抑制。只有比相邻上下尺度和本尺度周围的共 26 个邻域值都大亦或都小的极值点作为候选特征点<sup>[5]</sup>。最后在尺度空间和图像空间中进行差值的运算,以便得到稳定特征点的位置及其尺度。

## 1.2 特征点描述

如图 2 所示,为使描述子具有旋转不变性,需解出

特征点的方向。在以特征点为圆心、 $6s$  ( $s$  为特征点尺度) 为半径的邻域内,计算在  $x$  和  $y$  方向的 Haar 小波响应,赋予这些响应值不同的高斯权重系数;再将  $60^\circ$  内  $x$  和  $y$  方向的 Haar 小波响应相加得到一个局部新矢量,且遍历整个圆形区域;最终选取最长矢量方向作为该处特征点的主方向。

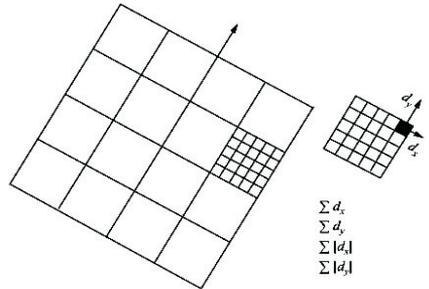


图 2 SURF 特征描述符构成

完成上述步骤,再按照主方向选取正方形区域,将该区域的邻域分为  $4 \times 4$  的 16 个子区域,计算每个区域内在  $x$  和  $y$  方向的 Haar 小波响应,分别记做  $d_x$  和  $d_y$ , 对每个子区域内的  $d_x$  和  $d_y$  的绝对值分别求和,表示为  $\sum |d_x|$  和  $\sum |d_y|$ 。最后得到一个四维的向量:

$$V = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$$

所以在 16 个子区域的 SURF 描述符维数是  $4 \times 4 \times 4 = 64$ 。最后,对向量进行归一化处理,形成特征点的描述子。

# 2 SURF 匹配算法的改进

基于 SURF 匹配算法的图像拼接在求主方向时过度依赖局部区域像素的梯度方向,容易导致矢量主方向难以确定,而特征向量提取与匹配都严重依赖于主方向<sup>[6]</sup>。这种结果导致 SURF 算法稳定性较差,不稳定的特征点常被检测并提取,产生多余计算,使得拼接速度较慢。

为提高匹配效率,文中采用双向的  $K$  最近邻分类算法对特征点进行筛选,找到具有最近距离的匹配点对。最近邻距离采用欧氏距离计算:

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=0}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (6)$$

式中,  $x_{ik}$  表示第一幅图像的第  $i$  个特征点对应特征矢量的第  $k$  个元素;  $x_{jk}$  表示第一幅图像的第  $j$  个特征点对应特征矢量的第  $k$  个元素;  $n$  为特征矢量维数。

然后通过随机抽样一致性算法 RANSAC<sup>[7]</sup> 剔除 SURF 匹配提前特征点造成的误匹配点,提高图像拼接效率。

## 2.1 双向 K 最近邻分类算法筛选特征点

$K$  最近邻分类算法 ( $k$ -Nearest Neighbor, kNN), 是

一种理论上比较成熟的方法<sup>[8]</sup>,是基于统计的分类方法<sup>[9]</sup>。其引入投票机制,选择前若干个离新样本最近的已知样本,用它们的类别投票决定新样本类别<sup>[10]</sup>。

其可以表述<sup>[11]</sup>为:

令样本集  $S_N = \{(\mathbf{x}_1, \omega_1), (\mathbf{x}_2, \omega_2), \dots, (\mathbf{x}_n, \omega_n)\}$ ,  $\mathbf{x}_i$  是样本  $i$  的特征向量,  $\omega_i$  是其对应的类别,其中  $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ 。若两个样本之间距离为  $d(x_i, x_j)$ , 则采用欧氏距离  $d(x_i, x_j) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|$ 。然后考察新样本  $x$  在  $n$  个样本中的前  $k$  个近邻, 令有  $k_i$  个属于  $\omega_i$  类, 其中  $\omega_i$  类的判别函数为:

$$g_i(x) = k_i, i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (7)$$

决策规则为:

$$\text{若 } g_k(x) = \max_{i=1,2,\dots,m} g_i(x), \text{ 则 } x \in \omega_k.$$

若输入左右两幅待匹配图像,通过  $K$  最近邻分类算法,获得最小距离匹配点对,但这种计算仅能从一个侧面来描述图像邻域之间的灰度相似性,并且易受到噪声、光照差异等外部因素的影响,极易产生错误的特征匹配点对,匹配效率较低。

文中采用双向  $K$  最近邻分类算法。假定参数  $k = 2$ , 首先找到第一幅图中每个特征点在第二幅图中的两个最佳匹配,然后再找到第二幅图中每个特征点在该图的两个最佳匹配。对于每个特征点,在另一个视角中会有不同的两个候选匹配点,是基于 SURF 描述子间距离的值。若对于最优值的测量距离非常低,而次优值要大得多,则选择接受最优值,其是最佳选择。反之,若候选匹配点非常接近,那么选择其中之一可能出错,则剔除这两个匹配值。双向特征匹配可以提高匹配的正确率,增加匹配效率。

## 2.2 RANSAC 算法剔除错误匹配对

双向  $K$  最近邻分类算法在筛选 SURF 特征点后,仍然存在错误的匹配对。采用 RANSAC 算法对这些错误的匹配对再次进行剔除,从而得到有较高正确度的匹配对。RANSAC 算法是依据一个容许误差将所有的粗匹配特征点分成内、外点,再利用内点的数据与准确的特点进行参数估计比较,从而剔除错误特征点<sup>[12]</sup>。

采用 RANSAC 算法剔除误匹配点对,需要计算出待匹配图像之间的坐标转换关系,坐标转换关系即两幅图像之间的变换矩阵<sup>[13]</sup>。通过变换矩阵找到一幅图的点在另一幅图的具体位置:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & m_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (8)$$

或

$$\mathbf{A}' = \mathbf{M} \cdot \mathbf{A}$$

RANSAC 算法剔除错误匹配对实现:

(1) 设定初始最佳内点数  $I$  为 0。从  $N$  对预匹配特征点中随机选取 4 点对建立方程组,求解出变换矩阵  $\mathbf{M}$  的 4 组未知参数。

(2) 计算其余  $(N - 4)$  对特征点经过矩阵  $\mathbf{M}$  的坐标值与预匹配点之间的距离  $dv$ 。

$$dv = d(\mathbf{A}', \mathbf{M} \cdot \mathbf{A})^2 \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{A}, \mathbf{A}'$  为一对预匹配特征点。

(3) 若  $dv$  小于设定的阈值  $T$ , 则定这个预匹配点为内点,反之则为外点。

(4) 统计当前转换矩阵内点数目,若数目大于  $I$ , 则当前转换关系  $\mathbf{M}$  为当前最佳转换矩阵估计,同时更新  $I$ 。

(5) 另选 4 对预匹配点,重复步骤(1)~(4)若干次后,选择内点最多、误差函数最小的变换矩阵作为参考变换矩阵,此时的变换矩阵为最佳结果。

经过 RANSAC 算法的进一步剔除后,获得图像之间的矩阵参数,得到最终匹配点。

## 3 图像的拼接与融合

为了解决图像由于采样角度、曝光强度等差异造成的对变换矩阵  $\mathbf{H}$  直接进行拼接而产生拼接缝合线的问题,文中采用加权平均融合法对图像进行融合,使融合后的图像没有明显缝合线。

加权平均融合法是将融合区域中的每一个点,取两幅图像中所对应位置像素的加权平均值。加权平均法可表示为:

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y) & (x, y) \in D_1 - D \\ \alpha f_1(x, y) + \beta f_2(x, y) & (x, y) \in D \\ f_2(x, y) & (x, y) \in D_2 - D \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $\alpha, \beta$  为加权系数,  $\alpha + \beta = 1$ , 当  $\alpha = \beta$  时为简单平均融合。

这种方法也比较简单,如果选择合适的权值就能够实现平滑过度,基本上能够消除拼缝。因此该算法常被应用在图像拼接中,其权值的选择方法常用的有三角形函数法、渐入渐出法<sup>[14]</sup>。文中采用渐入渐出加权平均融合法。

设  $f_1(x, y)$  与  $f_2(x, y)$  是待拼接图像,融合图像为  $f(x, y)$ ,  $D$  为融合区域,且有  $D = D_1 \cap D_2 \neq \emptyset$ , 在重叠区域  $\alpha$  从 0 渐变到 1,  $\beta$  从 1 渐变到 0<sup>[12]</sup>。权值函数可表示为:

$$\begin{cases} \alpha = \frac{x_{\max} - x}{x_{\max} - x_{\min}} \\ \beta = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $x_{\min}$  为重叠区域最左侧的坐标值;  $x_{\max}$  为重叠区域最右侧的坐标值;  $x$  是所处的位置坐标。函数图如图 3 所示。

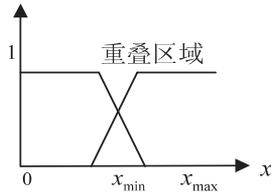


图 3 渐入渐出算法函数图

故, 渐入渐出的加权平均融合函数可表示为:

$$f(x, y) =$$

$$\begin{cases} f_1(x, y) & (x, y) \in D_1 - D \\ \frac{x_{\max} - x}{x_{\max} - x_{\min}} f_1(x, y) + \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} f_2(x, y) & (x, y) \in D \\ f_2(x, y) & (x, y) \in D_2 - D \end{cases} \quad (12)$$

渐入渐出加权平均融合算法是从重叠区域的左边界开始, 左边图像的权重较大, 越靠近右边界, 左边图像的权重渐渐减小, 而右边图像所占的权重增加<sup>[15]</sup>。在拼接过程中融合区域从左图逐渐过渡到右图, 视觉上达到一致性的效果, 能够很好地消除拼接缝合线。此算法广泛应用于图像拼接当中, 文中也采用此算法完成图像的拼接与融合。

## 4 实验

在 VS2010 编译环境下, 采用 C++ 语言实现文中算法, 对算法性能进行验证。将采集到的室内环境图像作为实验图像, 采用文中方法进行实验, 发现文中采用的方法拼接效率较高, 拼接效果较好。实验中, 测试图像为采集到的 480 × 360 像素大小的室内环境图像, 如图 4 所示。



(a) 左视角待测试图



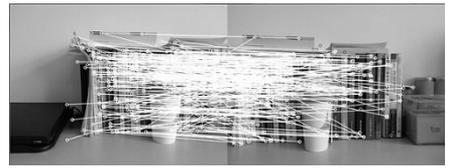
(b) 右视角待测试图

图 4 待测试原图像

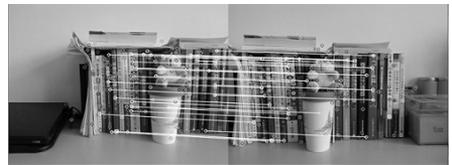
### 4.1 实验结果

实验中对传统 SURF 算法和文中改进 SURF 算法

的匹配效果进行对比, 分别采用两种算法对测试图像进行特征点的提取和匹配。实验匹配效果如图 5 所示, 并对结果数据进行统计如表 1 所示。



(a) SURF 算法匹配结果



(b) 文中算法匹配结果

图 5 匹配效果图

表 1 SURF 算法与文中改进算法比较

| 算法      | 匹配点数对 | 匹配正确率/% | 匹配时间/ms |
|---------|-------|---------|---------|
| SURF 算法 | 97    | 78.6    | 1 251   |
| 文中算法    | 36    | 94.3    | 1 035   |

经过文中算法匹配后, 进行图像拼接, 其拼接效果如图 6 所示。



图 6 拼接效果图

### 4.2 实验分析

从实验结果中可以看出: 利用传统的 SURF 算法进行匹配得到的匹配特征点对为 97 个, 文中对算法改进后, 得到的匹配特征点数对减至 36 个, 说明改进算法剔除了大量误匹配, 提高了匹配的准确度。匹配时间由 1 251 ms 变为 1 035 ms, 缩短了匹配时间。最后由图 6 的拼接效果图, 可以看出文中的算法可行, 且拼接效果较好, 实现了对室内环境下图像特征点的快速匹配和实时拼接。

## 5 结束语

为实现室内环境下机器人视觉定位和导航的实时性要求, 满足准确、快速的技术要求, 文中对室内图像的快速拼接算法进行了研究。首先利用 SURF 算法对图像进行粗略特征点提取, 其次利用双向  $K$  最近邻分类算法筛选特征点, 且采用 RANSAC 算法来剔除误提取的特征点, 最后采用加权平均法进行融合拼接, 得到室内场景的拼接图像, 实现了图像特征点的快速匹配

方法也有不足之处,对于表面非同一平面的球体障碍物只能进行定位而不能准确测量其物理尺寸,如能改进使得对不规则物体进行准确检测,那么对于室内复杂环境的适应性和有效性会更好。

#### 参考文献:

- [1] Discant A, Rogozan A, Rusu C, et al. Sensors for obstacle detection—a survey [C]//Proc of 30th int spring semin electron technol. [s. l.]: [s. n.], 2007: 100–105.
- [2] 肖晓明, 胡华梅, 蔡自兴, 等. 基于自适应分割和立体视觉的快速障碍检测[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(9): 182–184.
- [3] 何少佳, 刘子扬, 史剑清. 基于单目视觉的室内机器人障碍检测方案[J]. 计算机应用, 2012, 32(9): 2556–2559.
- [4] Han J, Shao L, Xu D, et al. Enhanced computer vision with Microsoft Kinect sensor; a review [J]. IEEE Trans on Cybern, 2013, 43(5): 1318–1334.
- [5] 黄露丹, 严利民. 基于 Kinect 深度数据的人物检测 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(4): 119–121.
- [6] 谢亮, 廖宏建, 杨玉宝. 基于 Kinect 的姿势识别与应用研究 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(5): 258–260.
- [7] 朱效洲, 李宇波, 卢惠民, 等. 基于视觉的移动机器人可通行区域识别研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(6): 2009–2013.
- [8] 田国会, 王家超, 段朋. 病房巡视机器人复杂环境下的避

障技术研究 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2013, 41(S1): 312–315.

- [9] 贺超, 刘华平, 孙富春, 等. 采用 Kinect 的移动机器人目标跟踪与避障 [J]. 智能系统学报, 2013, 8(5): 426–432.
- [10] Maier D, Stachniss C, Bennewitz M. Vision-based humanoid navigation using self-supervised obstacle detection [J] Int Journal of Humanoid Robotics, 2013, 10(2): 1–28.
- [11] 刘宏, 王喆, 王向东, 等. 面向盲人避障的场景自适应分割及障碍物检测 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(12): 1818–1825.
- [12] Wang Z, Liu H, Qian Y L. Real-time plane segmentation and obstacle detection of 3D point clouds for indoor scenes [C]//Proceedings of European conference on computer vision workshops and demonstrations. Berlin: Springer, 2012: 22–31.
- [13] Choi J, Kim D, Yoo H, et al. Rear obstacle detection system based on depth from Kinect [C]//Proc of 15th international IEEE conference on intelligent transportation systems. [s. l.]: IEEE, 2012: 98–101.
- [14] Khan A, Moideen F, Lopez J, et al. KinDectect: Kinect detecting objects [C]//Proc of ICCHP. Berlin: Springer, 2012: 588–595.
- [15] Labayrade R, Aubert D, Tarel J P. Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through “v-disparity” representation [C]//Proc of IEEE intelligent vehicle symposium. [s. l.]: IEEE, 2002: 646–651.

(上接第 42 页)

和实时拼接。经实验验证,文中算法能够提高图像的匹配效率,并获得了较好的拼接效果。

#### 参考文献:

- [1] Harris C J, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the 4th alvey vision conference. [s. l.]: [s. n.], 1988: 147–151.
- [2] Low D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [3] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-Up Robust Features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346–359.
- [4] 刘奇, 何明一. 基于 SURF 特征匹配的图像拼接算法 [J]. 测控技术, 2010, 29(10): 27–31.
- [5] 李长春, 齐修东, 雷添杰, 等. 基于改进 SURF 算法的无人机遥感影像快速拼接 [J]. 地理与地理信息科学, 2013, 29(5): 22–25.
- [6] 赵璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 921–923.
- [7] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: a paradigm

for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communication of the ACM, 1981, 24(6): 381–395.

- [8] Cover T M, Hart P E. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21–27.
- [9] Mitchell H B, Schaefer P A. A “soft” K-nearest neighbor voting scheme [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2001, 16(4): 459–468.
- [10] 薛开, 李强, 徐贺, 等. 基于振动采用 k-近邻法的机器人地形分类 [J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(1): 88–92.
- [11] 张学工. 模式识别 [M]. 第 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [12] 周剑军, 欧阳宁, 张彤, 等. 基于 RANSAC 的图像拼接方法 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(24): 5692–5694.
- [13] 黄有群, 付裕, 马广焜. 基于 RANSAC 算法的柱面全景图拼接方法 [J]. 沈阳工业大学学报, 2008, 30(4): 461–465.
- [14] 赵萌萌. 基于特征点的图像拼接算法 [D]. 重庆: 重庆交通大学, 2013.
- [15] 郑辉. 基于 SIFT 特征的全景图像拼接算法研究 [D]. 武汉: 武汉科技大学, 2010.

## 基于改进SURF算法的室内环境图像快速拼接

作者: [符秀辉](#), [周文俊](#), [赵茂鑫](#), [FU Xiu-hui](#), [ZHOU Wen-jun](#), [ZHAO Mao-xin](#)  
作者单位: [符秀辉, FU Xiu-hui \(沈阳化工大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142; 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016\)](#), [周文俊, 赵茂鑫, ZHOU Wen-jun, ZHAO Mao-xin \(沈阳化工大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳, 110142\)](#)  
刊名: [计算机技术与发展](#)   
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)  
年, 卷(期): 2015(8)

引用本文格式: [符秀辉. 周文俊. 赵茂鑫. FU Xiu-hui. ZHOU Wen-jun. ZHAO Mao-xin 基于改进SURF算法的室内环境图像快速拼接](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(8)