

基于改进 SIFT 算法的弹载电视制导技术研究

刘 桢¹, 任梦洁^{1,2}, 姜万里²

(1. 陆军炮兵防空兵学院高过载弹药制导控制与信息感知实验室, 安徽 合肥 230031;

2. 陆军炮兵防空兵学院研究生管理大队, 安徽 合肥 230031)

摘要: 以图像匹配技术为代表的弹载电视制导技术具有信息直观的特点, 作为非常优秀的图像匹配技术, SIFT 算法受到了广泛的关注和深入的研究。针对传统 SIFT 算法实时性差的问题, 本文提出了一种改进的 SIFT 算法。在提取特征点部分, 通过 Laplace 算子找出图像边缘区域并进行 Laplace 加权处理, 然后利用 FAST 特征点检测算法提取区域特征点; 在生成特征点描述子部分, 将传统的 128 维 SIFT 算子降为 48 维, 利用改进的 SIFT 特征描述算子为特征点赋予方向和描述符使其具有旋转不变性; 在特征点匹配部分, 利用欧式距离提取匹配点对, 并采用 RANSAC 算法提纯匹配点对, 得到最优矩阵。实验结果表明改进的 SIFT 算法在目标旋转、尺度变化等条件下匹配效果良好, 与传统 SIFT 算法相比具有很高的实时性, 可以很好地实现图像实时匹配。

关键词: Laplace 算子; Laplace 加权; FAST; 改进 SIFT 特征描述算子

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2018)03-0280-09

Research on Missile-Borne TV Guidance Technology Based on Improved SIFT Algorithm

LIU Zhen¹, REN Mengjie^{1,2}, JIANG Wanli²

(1. Laboratory of Guidance Control and Information Perception Technology of High Overload Projectiles,

Army Artillery and Air Defense Officer Academy of PLA, Hefei 230031, China;

2. School of Graduate management team, Army Artillery and Air Defense Officer Academy of PLA, Hefei 230031, China)

Abstract: The technology of missile-borne television guided by image matching technology has the characteristics of information visualization. As an effective image matching technology, the SIFT algorithm has received extensive research attention. Aiming at resolving the problem of the poor real-time performance of the traditional SIFT algorithm, an improved SIFT algorithm is proposed. In the extraction of feature points, the Laplace operator is used to find image edge regions and Laplace weighting is performed. In the generation of feature point descriptors, the traditional 128 dimensional SIFT operator is reduced to 48 dimensions, and the improved SIFT operator is adopted to assign directions and descriptors to feature points with rotation invariance. In the matching of feature points, the matching points are extracted by Euclidean distance and are refined by the RANSAC algorithm to obtain the optimal matrix. The results of experiments show that the improved SIFT algorithm provides good matching effect under the conditions of target rotation and scale change. It performs well in real-time and can realize real-time image matching in comparison with the traditional SIFT algorithm.

Key words: Laplace operator, Laplace weighting, FAST, improved SIFT feature description operator

0 引言

以图像制导技术为代表的电视制导具有信息直观的特点, 图像制导弹药可打击静止或低速运动目

标, 该技术得到各个发达国家的高度重视, 具有重要的理论意义和实用价值。该制导方式采用被动成像, 具有跟踪精度高, 抗干扰能力强的优点。但是由于弹载环境存在图像数据信息量大, 对实时性要求高, 存

收稿日期: 2017-08-12; 修订日期: 2017-12-20.

作者简介: 任梦洁 (1993-), 女, 硕士研究生, 研究领域为目标识别, FPGA。E-mail: 417078963@qq.com。

基金项目: “十二五”装备预研基金重点项目 (9140A05030213JB91013)。

在尺度变化、光照变化和背景环境复杂等特点, 因此传统的图像匹配算法在复杂环境下无法对目标做到实时可靠的匹配。这也极大的影响了目标自主识别技术的应用与发展^[1]。

人们经常将图像匹配分为基于灰度相关性匹配和基于图像特征的匹配^[2]。作为典型基于特征的图像匹配方, SIFT 算法受到了广泛关注。SIFT 算法^[3]具有优秀的匹配性能和良好的旋转、亮度、尺度不变性, 同时对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性, 因此将 SIFT 算法用于弹载目标的检测具有十分重要的意义。但是由于 SIFT 算法非常复杂, 实时性不高, 因此要将 SIFT 算法进行优化。为了提高 SIFT 算法的效率, Ke 与 Sukthankar 于 2004 年提出 PCASIFT 算法, Bay 提出了 SURF 算法, 国内学者刘立研究了 SSIFT 算法^[4]。

通过比较各种改进 SIFT 算法的性能, 本文针对 SIFT 图像匹配算法的实时性问题, 提出一种改进的 SIFT 算法, 在保证算法的稳定性和鲁棒性的前提下, 大大降低了算法的复杂度, 提高了算法的运算速度。有效地解决了传统图像匹配方法的实时性问题, 满足了弹载环境对实时性的要求。

1 SIFT 算法的基本原理

基于尺度不变性的 SIFT 算法主要分为以下几个步骤: ①构建尺度空间; ②局部极值点的检测与精确定位; ③SIFT 特征描述; ④SIFT 特征矢量生成; ⑤关键点匹配和匹配点提纯。

1.1 构建尺度空间

如图 1 所示, 在步骤 1 中, 构建尺度空间要生成多组高斯金字塔, 每个组由 5~8 层不同空间尺度的图像组成 (示例图为 5 层)。第二组是通过将第一组高斯尺度空间图像降 2 倍分辨率得到, 其意义与第一组相同, 依此类推。通过每组上下两层的高斯尺度空间图像相减得到高斯差分 (DOG) 金字塔。因此构建尺度空间要进行多次高斯模糊、图像降采样、图像相减等操作, 在 CPU 上运行时间成本比较高。

1.2 局部极值点的检测与精确定位

如图 2 所示, 步骤 2 中局部极值点的检测是在高斯差分金字塔上完成, 每一个采样点要和它所有的相邻点进行比较, 看其是否比它的尺度域和图像域的相邻点大或者小。为了寻找尺度空间的极值点, 中间的检测点和它同尺度的 8 个相邻点和上下相邻尺度对应的 9×2 个点共 26 个点相比较, 以确保在尺度空间和二维图像位置空间都检测到极值点。也就是说, 比较是在一个 3×3 的立方体内进行。检测极值点要对每

一个采样点进行像素值比较, 运行实时性差。

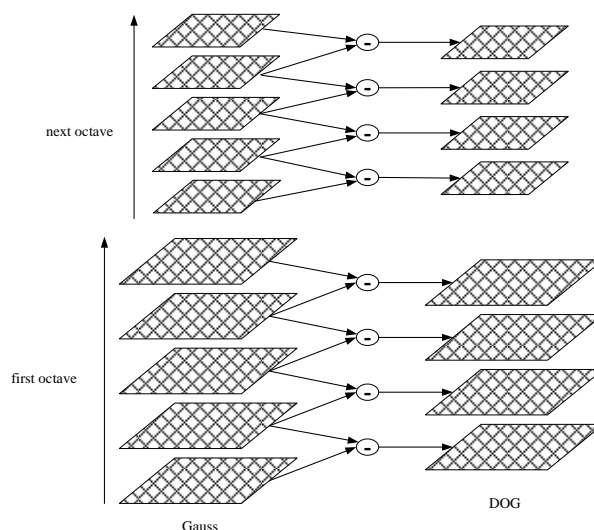


图 1 高斯金字塔与 DOG 金字塔的实现

Fig.1 The implementation of Gauss Pyramid and DOG Pyramid

在检测到极值点后, 要对极值点进行精确定位, 包括删除 DOG 响应值过小的点和删除边缘效应强的点。在删除 DOG 响应值过小的点时, 要将高斯差分函数在尺度空间进行泰勒展开; 在删除边缘效应强的点时, 要通过 2×2 的 Hessian 矩阵求出主曲率。而泰勒展开和求解 Hessian 矩阵都是比较复杂的操作, 这也影响了 SIFT 算法的实时性。

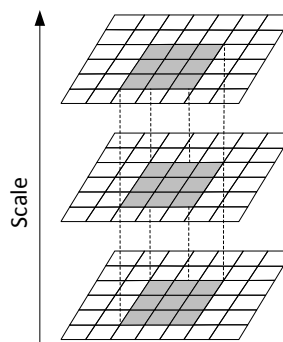


图 2 在 DOG 中极值点的搜索和定位

Fig.2 Search and locate the extremum point in DOG

1.3 SIFT 特征矢量生成

传统的 SIFT 特征矢量生成时, 以特征点为中心, 并将中心点邻域等间隔划分成 4×4 个子区域。每个子区域的梯度方向直方图将 $0^\circ \sim 360^\circ$ 划分为 8 个方向范围, 每个范围为 45° , 这样, 每个种子点共有 8 个方向的梯度强度信息。由于存在 4×4 个子区域, 所以, 共有 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 个数据, 最终形成 128 维的 SIFT 特征描述子。而在对两个 128 维特征描述子进行匹配时, 需要计算每一维的欧式距离, 计算过程比较复杂。

因此我们对 SIFT 算法中步骤 1、步骤 2 和步骤 3

进行改进,通过 Laplace 算子构造稀疏矩阵找出图像边缘区域,利用 Laplace 加权处理提高特征点检测鲁棒性,结合 FAST 特征点检测算法提取区域特征点;同时采用基于同心圆区域的 48 维向量生成 SIFT 特征描述子。这种方法在不影响匹配精度的前提下,能够大大降低 SIFT 算法在提取特征点时的计算量和匹配的复杂度,从而提高算法的实时性。

2 改进的实时匹配算法

2.1 构建稀疏矩阵

图像的边缘包含了图像的大部分信息,通过拉普拉斯算子检测出图像的边缘区域,然后在边缘区域上进行特征点检测能够极大程度上增加检测特征点的稳定性。另外传统的特征点检测是对整幅图像进行遍历计算,计算量是 MN (M 是图像的行, N 是图像的列),而仅对边缘区域上的特征点进行检测就可以大大降低计算量。图像特征好坏影响图像的匹配准确率,好的特征应该具有很好的鲁棒性。因此可以使用 Laplace 算子、Canny 算子、Prewitt 算子及 Scharr 算子等对图像进行处理,从而得到具有很好鲁棒性的特征点检测区域。

特征点一般位于一阶导数极大值点,转换为二阶导数也就是位于二阶导数为零的点。一般直接求一阶倒数的极大值比较复杂,而求解二阶导数为零的点要方便的多。拉普拉斯算子是一个求解图像边缘很好的算子^[5]。即:

$$\Delta[G_{\sigma}(x,y)*f(x,y)]=[\Delta G_{\sigma}(x,y)]*f(x,y)=\text{LoG}*f(x,y) \quad (1)$$

2.2 FAST 特征点检测

FAST^[6-7]是一种角点检测方法,该方法最明显的优点是它的计算效率。FAST 特征点检测的方法是在以该像素为中心的圆上,通过比较圆上像素值的大小来确定是否为特征点。如果存在连续的 N 个像素值加阈值比该中心像素值大,或连续的 N 个像素值减阈值比该中心像素值小,则认为该像素为特征点。

$$\begin{cases} lx > lp + th \\ lx < lp - th \end{cases} \quad (2)$$

式中: lx 为圆周上的像素值; lp 为待检测特征点的像素值; th 是人为设定的阈值。

2.3 Laplace 加权处理

如果仅在边缘区域进行特征点检测,检测的图像特征点数较少。而通过拉普拉斯算子对边缘区域进行加权处理的方法,可以极大程度地增加检测特征点的

数目和稳定性^[8]。FAST 特征点检测算法只考虑了中心像素与圆周上的像素的关系,而未考虑其梯度信息。本文对需要检测的特征点先进行高斯拉普拉斯算子加权处理,再运用 FAST 特征点检测算法进行特征点检测,很好地提高了特征点检测的性能。过程如下:

$$\dot{lp} = I_1(x,y) = I_0(x,y) + \alpha * \text{LoG} * f(x,y) \quad (3)$$

FAST 特征点检测算法公式变换如下:

$$\begin{cases} lx > \dot{lp} + th \\ lx < \dot{lp} - th \end{cases} \quad (4)$$

式中: α 是拉普拉斯算子的加权系数,通过控制这个系数来增强特征点的可检测性。另外, \dot{lp} 为拉普拉斯算子加权后的待检测特征点的像素值。

图 3 是 FAST 特征点检测原理图,另外实现 FAST 特征点快速提取的另一做法是先检测非特征点,这样就可很大程度上提高检测效率。例如检测 16 点(半径是 3 像素的圆), N 取 12,则如果 1、5、9、13 四点中有两点不满足上式,该中心点就是非特征点。

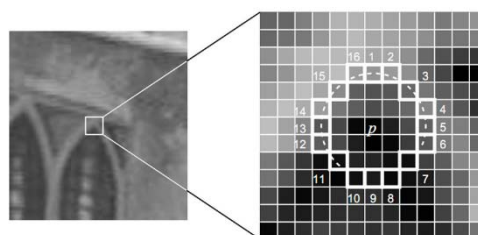


图 3 FAST 特征点检测

Fig.3 Feature point detection based on FAST algorithm

2.4 SIFT 描述子生成

在传统生成 SIFT 描述子的过程中,首先要旋转关键点周围区域的坐标轴,使其与关键点主方向一致。考虑到圆形有着良好的旋转不变性,因此我们采用圆形来构建特征描述符,则不用考虑坐标轴的调整^[9-10]。

由于特征点附近 16×16 领域含有足够多的信息,因此采用半径为 8 的同心圆环区域。区域内有 4 个同心圆环,离圆环中心点越近的圆环区域对特征点的影响越大,故圆环采用不同的步长,分别为 3、2、2、1。以 30° 为单位,统计每个圆环上 12 个方向上的梯度累加直方图,4 个圆环共 48 维向量,如图 4 所示。

48 维的特征描述符形成后,为了去除光照变化的影响,需要对其进行归一化处理。设归一化之前的向量表示为 $\mathbf{W}=(w_1, w_2, \dots, w_{48})$,归一化之后的向量表示为 $\mathbf{L}=(l_1, l_2, \dots, l_{48})$ 。它们的关系如式(5)所示。在归一化处理后,对于特征矢量中值大于 0.2 的要进行截断,即大于 0.2 的值只取 0.2,然后,再进行一次归一化处理,其目的是为了提提高特征的鉴别性。

$$l_j = \frac{w_j}{\sqrt{\sum_{i=1}^{40} w_i}} \quad (j=1,2,\dots,48) \quad (5)$$

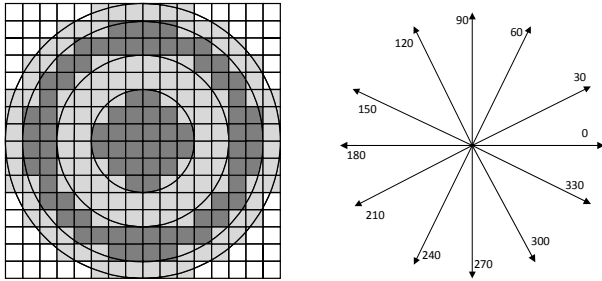


图 4 改进的 SIFT 描述子 Fig.4 Improved SIFT descriptor

2.5 关键点匹配

获得两幅图像的特征向量后, 为了 SIFT 算法实现目标识别跟踪, 需对两幅图像产生的特征向量进行匹配, 产生匹配对。对两副图像: 参考图像和观测图像进行关键点匹配, 其实现步骤如下:

对参考图像进行 SIFT 局部描述, 产生的 N_r 个 48 维描述子可表示为: $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{i48})$, $i \in [1, \dots, N_r]$, 同样, 观测图像产生的 N_r 个描述子可表示为: $S_j = (s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{j48})$, $j \in [1, \dots, N_r]$; 对两幅图像产生的任意两个描述子采用欧式距离进行相似性度量^[11]。 R_i 与测试图的描述子 S_j 的欧式距离为:

$$d(R_i, S_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{48} (r_{ik} - s_{jk})^2}$$

对参考图的某一关键点的描述子 R_i , 其在观测图中的匹配点的描述子 S_j 必须同时满足: S_j 与 R_i 的欧式距离是所有观测图中与 R_i 的欧式距离中的最小值, 同时要满足

$$\frac{d(R_i, S_j)}{d(R_i, S_p)} < \text{Threshold}, \quad \text{其中, } S_p \text{ 为所有观测图中与 } R_i \text{ 的欧式距离为次小值的描述子, Threshold 为设定阈值, 取 0.8。}$$

2.6 匹配点提纯

在特征点匹配中, 总会存在着误匹配点, RANSAC 算法 (随机抽样一致算法, random sample consensus)^[11] 可以对匹配点进行提纯。RANSAC 算法利用迭代的方法从一组离散的观测数据中估计出数学模型参数, 从匹配对中提取最优点对集来估计相应的变换参数。满足该变换关系的特征点归为“内点”(inlier), 否则为外点 (outlier), 利用内点来进行模型参数的估计, γ 为估计判定内外点距离的阈值。如图 5, 在离散的点中利用 RANSAC 算法估计一条最优直线。

3 实验与分析

3.1 实验参数设置

本章采用 Visual Studio2013 作为开发工具, 在 Intel(R) Core(TM) CPU 主频 2.70 GHz, 内存 8 GB 的笔记本电脑上实现了本文跟踪方法。梯度阈值 $T_G = 10$, FAST 特征点选取阈值 $th = 20$, 拉普拉斯加权系数 $\alpha = 0.4$, 欧式距离设定阈值 $\text{Threshold} = 0.8$, 匹配点提纯阈值 $\gamma = 3.0$ 。

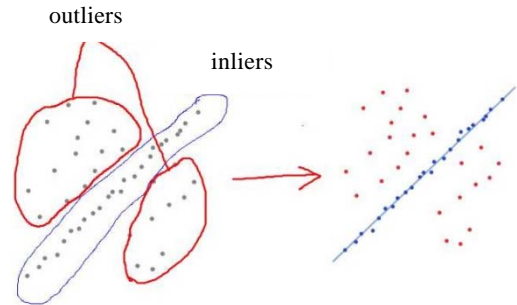


图 5 RANSAC 算法 Fig.5 RANSAC algorithm

3.2 匹配鲁棒性分析

为检验本文算法的缩放、旋转和噪声匹配性能, 选择标准 Lena 图像 (512×512) 做匹配图像, 利用存在缩放、旋转和高斯噪声 Lena 图像做待匹配图像 (利用 MATLAB 对标准 Lena 图像, 加高斯白噪声, 然后对图像进行横向 4/5, 纵向 6/5 的缩放, 最后顺时针旋转 35° , 利用最近邻进行插值), 并与 SIFT、SURF、ORB 算法进行匹配性能比较 (注: 由于直接进行匹配特征点数过多, 所以对匹配和待匹配图像进行一次下采样处理, 以便后续计算)。

如图 6 所示, 对存在缩放、旋转和噪声性能的图片匹配分析中, SIFT 算法 41 个匹配对中有 3 对误匹配, 误匹配率约为 7.32%; SURF 算法 32 个匹配对中有 16 对误匹配, 误匹配率为 50%; ORB 算法 31 个匹配对中有 1 个误匹配对, 误匹配率约为 3.23%; 本文算法 32 个匹配对中有 4 对误匹配, 误匹配率约为 12.5%。从实验结果来看, 在图像存在噪声、缩放和旋转的情况下, ORB、SIFT 和本文算法都表现出很强的鲁棒性, SURF 性能最差 (注: 误匹配对, 是人眼进行判断计算的, 下同)。

3.3 视频图像实时匹配结果分析

为了进一步验证本文算法匹配稳定性及准确性, 将本算法应用到视频实时匹配实验中并进行分析。

3.3.1 拉普拉斯算子加权分析

图像的边缘包含了图像的大部分信息, 通过拉普拉斯算子检测出图像的边缘区域, 然后在边缘区域上进行特征点检测能够极大程度上增加检测特征点的

稳定性。另外传统的特征点检测是对整幅图像进行遍历计算，计算量是 MN (M 是图像的行， N 是图像的列)，而仅对边缘区域上的特征点进行检测就可以大大降低计算量。如果仅在边缘区域进行特征点检测，检测的图像特征点数较少。而通过拉普拉斯算子对边缘区域进行加权处理的方法，可以极大程度地增加检测特征点的数目和稳定性。

如图 7，选用一本书的封面图片进行移动图像实

时匹配实验，(a)为原图，(b)为灰度图，(c)拉普拉斯算子处理后得到的图像边缘区域，(d)经过梯度阈值选取的边缘稳定区域，(e)未经拉普拉斯加权得到的特征位置，圆圈的中心表示特征点所在位置，特征点数 537。(f)经过拉普拉斯加权得到的特征点位置，特征点数 990。从图中可以看出经过拉普拉斯加权，可以很好增加边缘特征点检测的几率。

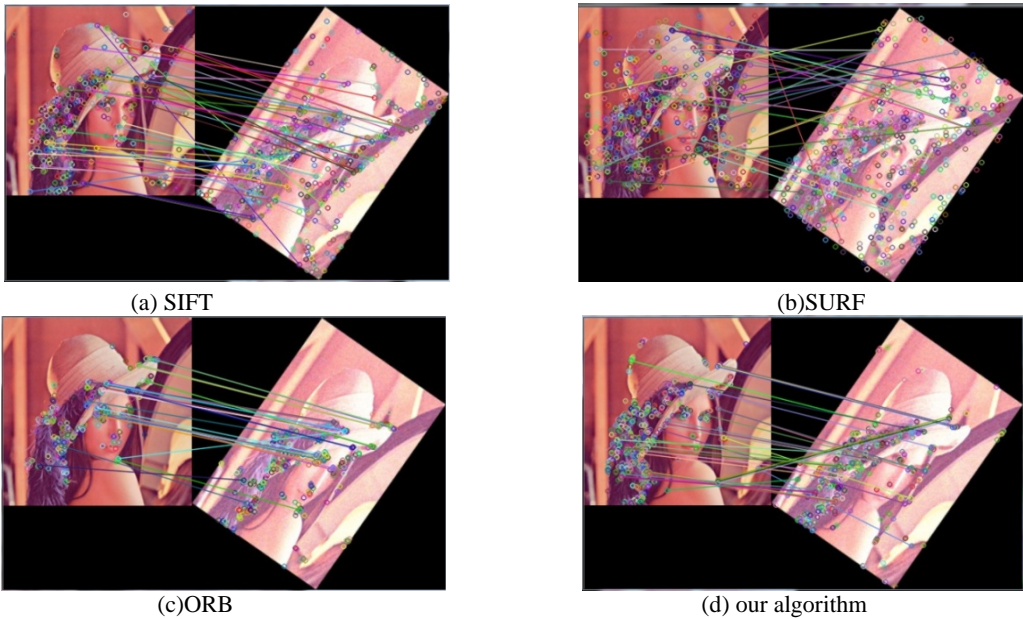


图 6 本文算法与经典算法对比分析

Fig.6 The comparison between our algorithm and classical algorithms

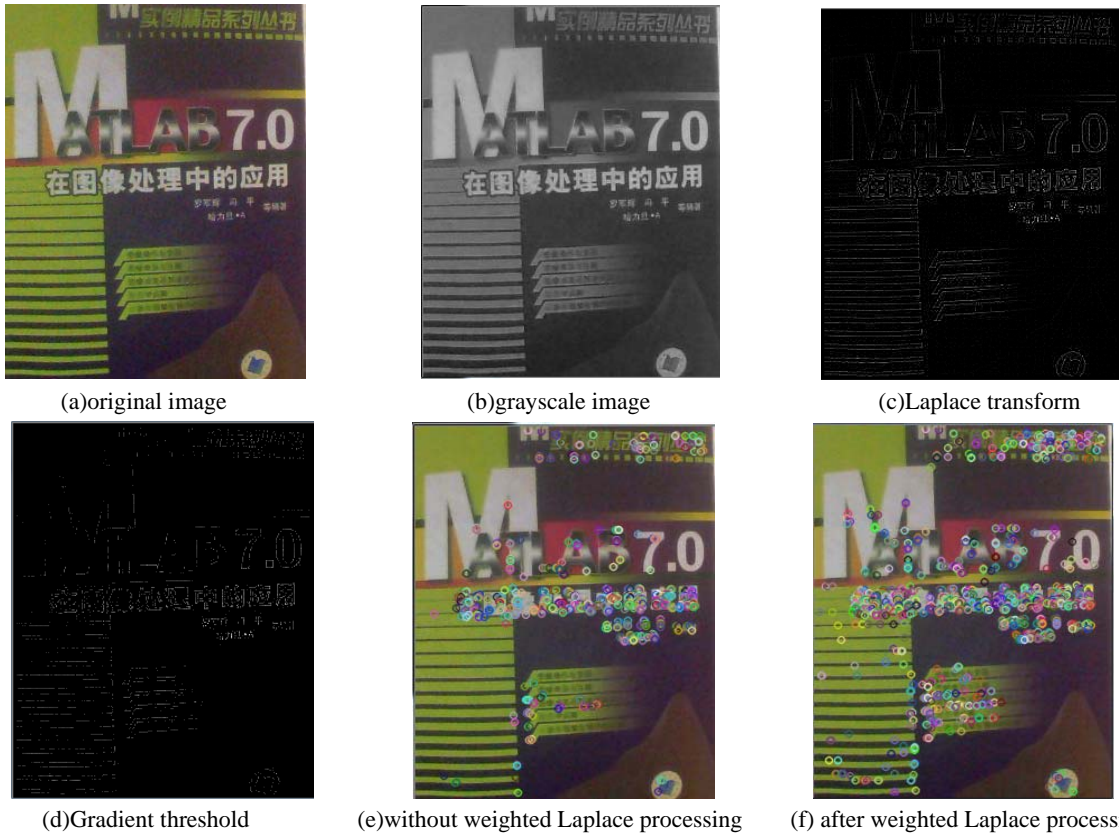


图 7 拉普拉斯算子加权分析

Fig.7 The analysis of weighted Laplace operator

如表 1 所示,拉普拉斯加权性能分析的实验图像均是采用 Open_CV_VERSION2.4.10 提供的标准图片,HappyFish 图片经过拉普拉斯加权后特征点数增加最多,达到 110.9%;fruits 图片最少,增加 17.5%。这与我们选择图片的纹理信息是否丰富有关,以及拉普拉斯加权系数的大小有关,我们通过调整加权系数控制特征点的数量,提高特征点的鲁棒性。

3.3.2 静态图像匹配实验分析

为了与 SIFT、SURF、ORB 三种经典算法进行对比,采用实验室图像作为测试图像,实验室图像选取一张有人、实验器材等复杂背景的两种图片(一张有目标、一张没有目标进行实验),如图 8 所示。为了模拟弹载环境下获取的图像,研究本文算法在弹载电视制导技术中的应用,利用四旋翼无人机采集舰船模

型图像,分析本算法对舰船模型的匹配效果,如图 9 所示。在图 8 和图 9 中,图(a)、(b)、(c)是 SIFT 算法处理结果,图(d)、(e)、(f)是 SURF 算法处理结果,图(g)、(h)、(i)是 ORB 算法处理结果,图(j)、(k)、(l)是本文算法处理结果;第一列是 SIFT、SURF、ORB 和本文算法分别对含有目标图像处理的结果,可以看出都能很好的匹配到目标图像;第二列、第三列是无目标是 4 种算法分别的匹配结果,第二列 4 种算法都一样,都会存在匹配点对,而事实中并不存在目标图像,从第三列图像可以看出只有本文算法未标记处匹配结果,这是因为本文算法利用图像变换的仿射不变性,对匹配结果进行判断处理后的结果,可以看出,本文算法能够在不存在目标时,很好地纠正匹配结果。

表 1 拉普拉斯加权性能分析 Table 1 The performance analysis of weighted Laplace operator

	Lena	baboon	aloeL	aloeR	board	building	fruits	HappyFish
without weighted	1321	12809	9705	9475	25105	2929	2450	1043
weighted	2355	25823	17957	17317	42319	4160	2878	2200
increase	78.3%	101.6%	85.0%	85.9%	68.6%	42.0%	17.5%	110.9%

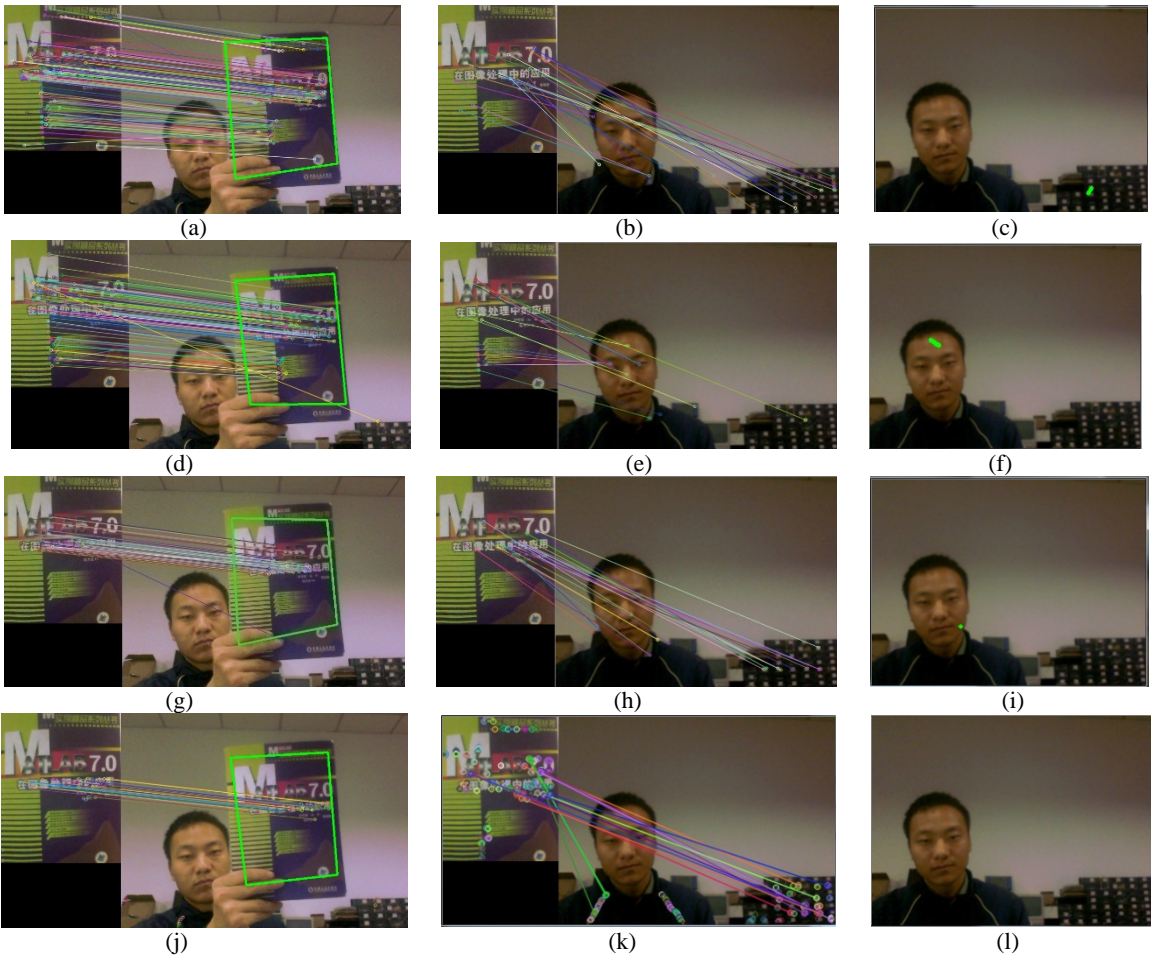


图 8 本文算法与经典算法对实验室图像的匹配对比分析

Fig.8 The matching comparison of the laboratory between this algorithm and classical algorithms

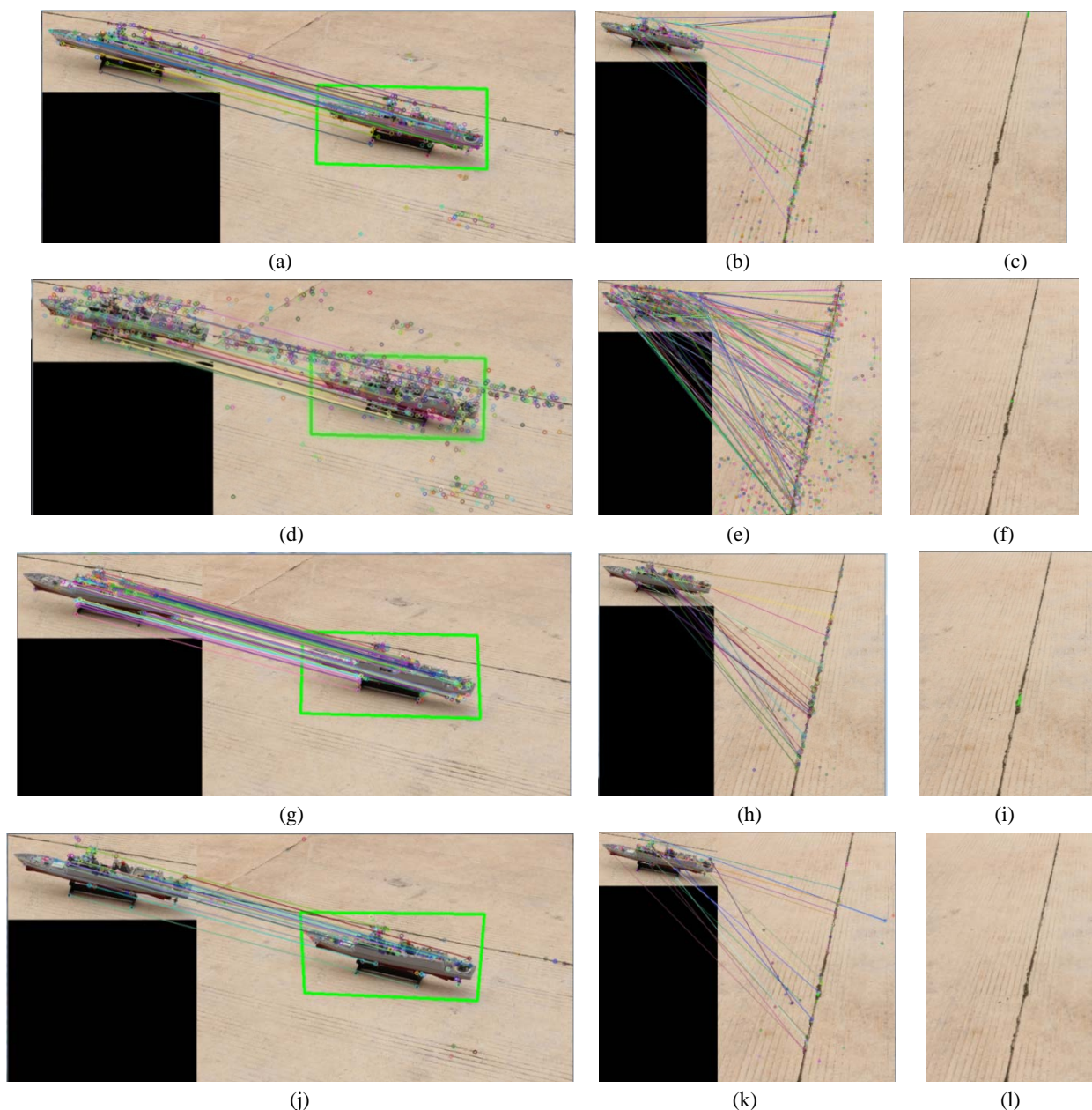


图9 本文算法与经典算法对舰船图像的匹配对比分析

Fig.9 The matching comparison of warship between this algorithm and classical algorithms

3.3.3 动态图像实时匹配实验分析

基于 3.3.2 节分析的基础上, 本节针对笔记本摄像头获取的实时图像进行匹配实验分析。本节将不在与 SIFT、SURF 和 ORB 算法进行对比分析。本节将从本算法在缩放、旋转、投影、遮挡和光照变换下的匹配结果进行分析。

图 10 中, 第一行是目标图像由大到小情况下的缩放匹配结果; 第二行是图像在多种旋转情况下的匹配结果; 第三行是图像各种投影变换下的匹配结果; 第四行是图像在有部分遮挡情况下的匹配结果; 第五行是图像在光照由暗到亮情况下的匹配结果。可以看出本算法, 在图像存在一定缩放、旋转、投影变换、遮挡和光照变化的情况下都能够很好地实现图像的

匹配, 具有很好的鲁棒性, 而且在经过仿射不变性的验证之后, 具有很少的误判断。

3.4 计算复杂度分析

检验本文算法的运行效率, 选择标准 Lena 图像 (512×512) 做特征描述实验, 并与 SIFT、SURF、ORB 算法进行比较, 4 种算法的具体用时如表 2 所示, 时间均为连续处理 10 次之后的平均值。从表 2 中对单个特征点描述所用时间的平均值可知, 本文算法是最快的, 约是 SIFT 算法耗时的 1/16, 约是 SURF 算法耗时的 1/7.5, 约是 ORB 算法的 1/1.4。从总耗时来看 ORB 算法耗时最短, 主要原因是本文算法利用拉普拉斯算子加权增加了 FAST 算法检测的特征点数。

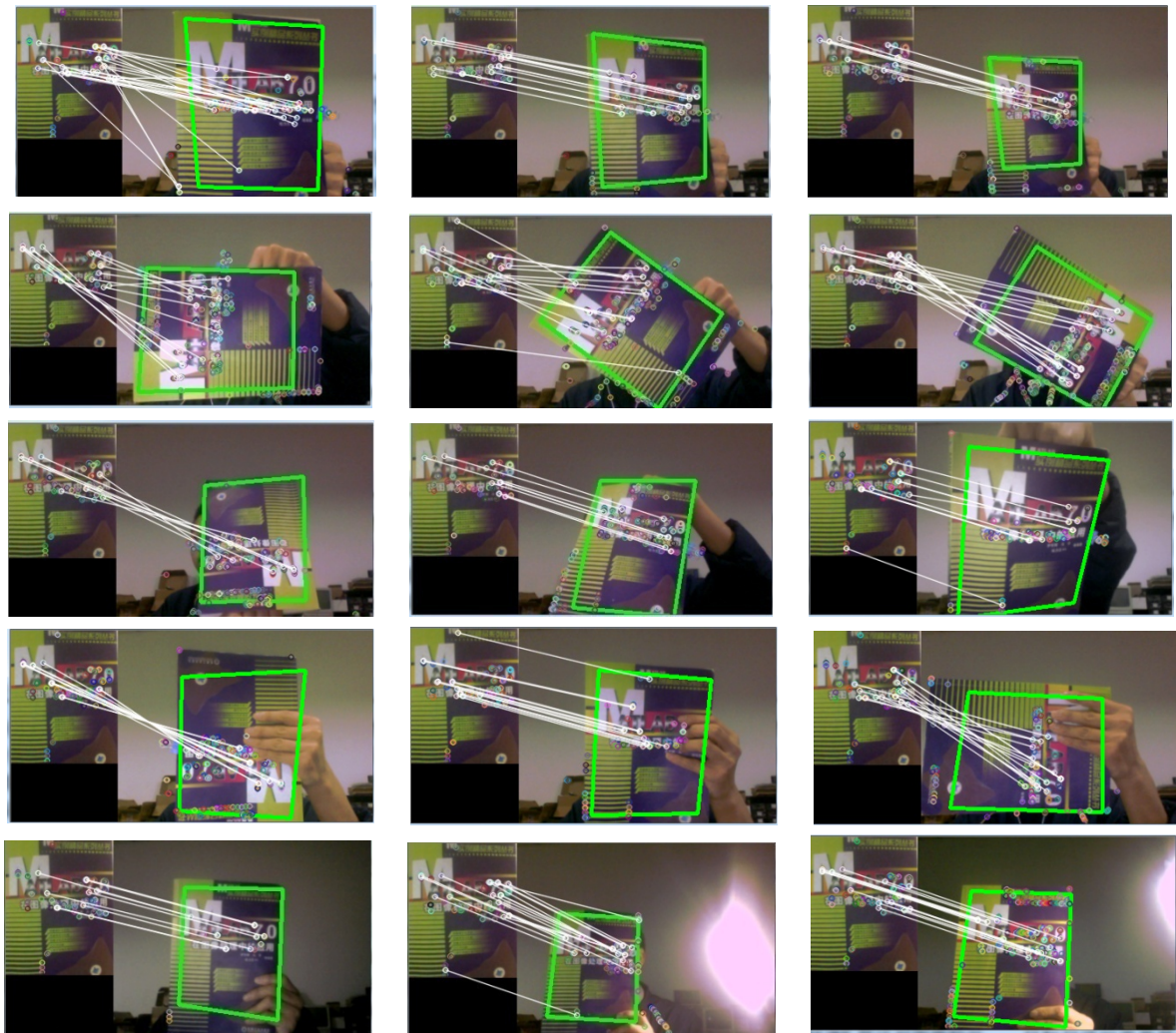


图 10 本文算法实时匹配效果 Fig.10 The real-time matching effect of this algorithm

表 3 是对图 8 实验结果统计的数据，其中时间计算是连续对图像处理 10 次之后求平均得到的结果。可以看出本文误匹配率最高，是因为本文的匹配点对少，所以才导致误匹配率最高；ORB 误匹配率最低为 0，这是正常现象，在一定情况 4 种方法都会存在误匹配率为 0 的情况；由于增加了下采样处理，从匹配耗时以及无匹配耗时，本文算法都是最快的。表 4 是对图 9 实验结果统计的数据，可以看出在 4 种算法误匹配率都为 0 的情况下，本文算法的匹配耗时和误匹配耗时都是最低的。因此，本文算法在保证与 SIFT、SURF 以及 ORB 算法相当的匹配精度下具有很高的实时性。

表 2 本文算法与经典算法特征点提取性能比较

Table 2 The performance comparison of feature points extraction between this algorithm and the classical algorithm

Algorithm	Feature points	Extraction and description/ms	Description per feature point /ms
SIFT	1111	1639.60	1.47579
SURF	1525	1034.2	0.67812
ORB	500	64.7	0.12940
This algorithm	2355	214.2	0.09096

表 3 本文算法与经典算法对实验室图像的匹配性能比较

Table 3 The matching comparison of the laboratory between this algorithm and the classical algorithm

Algorithm	Matching points	Optimization of hamming distance	Optimization of symmetric matching	Mismatch rate	Matching time/ ms	Unmatched time/ ms
SIFT	214	214	-	6.54%	501.2	593.8
SURF	136	136	-	6.62%	223.8	328.0
ORB	189	19	-	0	52.6	51.0
This algorithm	34	31	22	13.64%	37.8	50.3

表4 本文算法与经典算法对舰船图像的匹配性能比较

Table 4 The matching comparison of warship between this algorithm and the classical algorithm							
Algorithm	Matching points	Optimization of hamming distance	Optimization of symmetric matching	Mismatch rate	Matching time/ms	Unmatched /ms	time
SIFT	163	48	-	0	570.8	780.6	
SURF	500	35	-	0	482.6	747.5	
ORB	348	105	-	0	170.2	292.5	
This algorithm	38	30	18	0	40.8	38.6	

4 结束语

通过缩放、旋转和噪声测试实验、静态图像实时匹配实验和动态图像实时匹配实验可以得出，本文匹配算法具有良好的鲁棒性，能够进行准确的匹配；另外，与传统 SIFT 算法相比，本文匹配算法降低了提取特征点和生成特征描述子的复杂度，在保证一定匹配精度的前提下，具有较高的匹配速度和匹配实时性。接下来研究的重点是要将改进的 SIFT 算法移植到硬件平台中，由于 FPGA 具有大规模并行处理图像数据的能力，因此可以将改进的算法移植到 FPGA 中，在 FPGA 的加速作用下，使得算法具有更高的实时性。

参考文献：

[1] 赵启兵, 王养柱, 胡永浩. 基于改进 SIFT 算法的无人机遥感影像匹配[J]. 电光与控制, 2012(3): 36-39, 55.
ZHAO Qibing, WANG Yangzhu, HU Yonghao. Remote Sensing Image Matching for UAVs Based on Improved SIFT Algorithm[J]. *Electronics Optics and Control*, 2012(3): 36-39, 55.

[2] Moigne JL, Xia W, Chalermwat P, et al. First evaluation of automatic image registration methods[C]//*Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, IEEE International*, 1998: 315-317.

[3] Lowe DG. Distinctive Image Features from Scale Invariant Keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004: 91-110.

[4] 刘立, 詹茵茵, 罗扬, 等. 尺度不变特征变换算子综述[J]. 中国图象图形学报, 2013(8): 885-892.
LIU Li, ZHAN Yinyin, LUO Yang, et al. Summarization of the scale invariant feature transform[J]. *Journal of image and graphics*, 2013(8): 885-892.

[5] Rue H, Martino S, Chopin N. Comment on the paper: 'Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations' by Rue, H. Martino, S. and Chopin, N[J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 2009, **71**(2): 319-392.

[6] Rosten, Drummond T. Machine Learning for High-Speed Corner Detection[C]//*European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag*, 2006: 430-443.

[7] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and Better: A Machine Learning Approach to Corner Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2010, **32**(32): 105-119.

[8] Babacan SD, Molina R, Katsaggelos AK. Fast Bayesian compressive sensing using Laplace priors[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2010, **19**(1):53-63.

[9] 林秉雄, 罗钟铤. SIFT 特征匹配标准与匹配方式的改进与应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2010.
Lin Bingxiong, Luo Zhongyi. An Improvement of Matching Criteria and Method of SIFT Feature and Its Application[D]. *Dalian: Dalian University of Technology*, 2010.

[10] Meltzer J, YANG MH. Sequences via kernel European Conference Gupta R. Multiple view feature descriptors from image principal component analysis[C]//*Proceedings of the on Computer Vision, Springer Verlag*, 2004: 215-227.

[10] LIU Z, AN J, JING Y. A Simple and Robust Feature Point Matching Algorithm Based on Restricted Spatial Order Constraints for Aerial Image Registration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2012, **50**(2): 514-527.

[11] Fischler MA. Random sample consensus: a paradigm for model fitting-with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the Acm*, 1981, **24**(6): 381-395.