https://doi.org/10.1051/jnwpu/20193720249

基于网格的统计优化特征匹配算法

赵春晖, 樊斌, 胡劲文, 张志远, 潘泉

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘 要:基于图像特征点的匹配算法广泛应用于图像检索,目标检测、识别等图像处理领域。针对特征匹配算法召回率较低的问题,提出了一种基于归一化互相关函数网格的统计优化特征匹配算法,将匹配主方向差和匹配尺度比引入特征匹配过程中,综合利用 SIFT(scale invariant feature transform)特征点的主方向、尺度和位置等约束在网格框架下加速匹配位置的求解,优化特征匹配结果,提高匹配召回率和综合匹配性能。首先在目标图中寻找原图每个特征点的最近邻匹配特征点,得到初匹配结果;其次利用匹配主方向差剔除初匹配中的大部分误匹配,然后基于匹配尺度比信息对匹配图像划分网格,统计匹配特征点的位置信息在网格间的分布情况,最后计算原图中每个网格的归一化互相关函数以判断该网格内的匹配是否正确,得到优化后的特征匹配结果。实验结果表明,新算法的匹配准确率在与经典特征匹配算法相当的基础上将匹配召回率平均提高了 10%以上,获得了更好的综合匹配性能。

关 键 词:特征匹配;网格法;匹配召回率;SIFT;归一化互相关

中图分类号:TP391.4 **文献标志码**:A **文章编号**:1000-2758(2019)02-0249-09

图像匹配是计算机视觉和数字图像处理的基础技术,广泛应用于图像拼接[1]、目标定位[2]、SLAM(simultaneous localization and mapping)[3]等领域。基于特征点的图像匹配算法作为当前图像匹配技术的主流方向,得到了国内外研究学者的广泛关注,主要研究如何增加特征点之间的区分性。SIFT[4]、SURF(speeded up robust features)[5]、ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)[6]、Harris 角点[7]等经典特征得以提出,相应的关于特征描述子的改进工作,如重新设计 SIFT 特征描述子[8-11],改进相似性度量方式[12-16],使用 CNN(convlutional neural networks)训练 LIFT(learned invariant feature transform)描述子[17]等方法不断被提出。以上这些对图像特征的改进手段在一定程度上能够提高匹配的精度和速度,但由于传统的特征匹配方法在区分正确和错误匹配时过度依赖特征描述子,可能会导致许多正确匹配被不合理地拒绝,匹配召回率仍然不高。

对 BF(brute force)[4,18]、FLANN(fast library for approximate nearest neighbors)[19]等经典匹配方法展开研究,发现:BF 匹配方法通过计算 2 幅图像的特征点描述子之间的欧式距离,寻找最近邻的特征点作为匹配对。由于特征点都是基于局部区域的特征,当 2 幅图像中存在重复纹理时,会很容易产生误匹配。虽然 BF 匹配方法的匹配数目较多,但是误匹配也较多,综合匹配性能较差,如何合理地区分正确与错误匹配成为了 BF 方法急需解决的问题。FLANN 方法可以利用比率测试来验证候选匹配特征点对,以剔除虚假匹配,但是由于相似的外观,比率测试会拒绝许多重复结构的特征点,导致许多正确匹配的错误拒绝,影响了匹配的召回率。RANSAC(random sample consensus)[20-23]也可以缓解这一问题,但 RANSAC 本身要求大多数误匹配应被预先排除,并且当最近距离匹配集合中的误匹配数量较多时会失效。针对 RANSAC 方法在剔除 SIFT 误匹配点方面的不足,谭仁龙等[24]提出了一种基于主方向的 SIFT 误匹配点剔除方法,利用特征

收稿日期:2018-01-25 **基金项目**:国家自然科学基金(61473230,61603303,61790552,61790554)与陕西省自然科学基金(2017JM6027,2017JQ6005)资助

作者简介:赵春晖(1973—),西北工业大学副教授,主要从事视频图像处理及目标跟踪识别研究。

点间的主方向夹角近似相等作为约束条件,提高了特征匹配的可靠性和准确性。雷俊锋等[11]将特征点周围邻域的主方向梯度作为特征之一,采用主方向梯度和欧式距离相结合的计算方法进行特征点的匹配,提高了特征匹配效率。边家旺等[25]在特征匹配中引入了运动平滑约束和邻域匹配支持的思想,并在网格框架下加速 ORB 特征点匹配,使得特征匹配更加快速。此外,以互相关系数作为相似性度量准则的特征匹配算法也被研究[14-16],通过比较 2 幅图像在各个位置的相关系数,得到相关值最大的点,即最佳匹配位置,提高了匹配准确率。

为了在剔除错误匹配的同时尽可能地保留更多的正确匹配,以克服特征匹配召回率较低的问题,提高特征匹配的综合匹配性能。本文对特征点主方向和尺度的统计特性展开研究,并借鉴 BF 匹配方法的高召回率低准确率的特点,采用网格手段,综合利用 SIFT 特征点的主方向、尺度和位置等约束优化特征匹配,提出了一种基于网格的统计优化特征匹配算法。首先在目标图中寻找原图中每个特征点的最近邻(BF)匹配特征点,得到初匹配结果,其次利用匹配主方向差剔除初匹配中的大部分错误匹配,然后基于匹配尺度比信息对匹配图像划分网格,统计匹配特征点的位置信息在网格间的分布情况,计算原图中每个网格细胞的归一化互相关系数以判断该网格细胞的匹配是否正确,最终得到优化后的特征匹配结果。

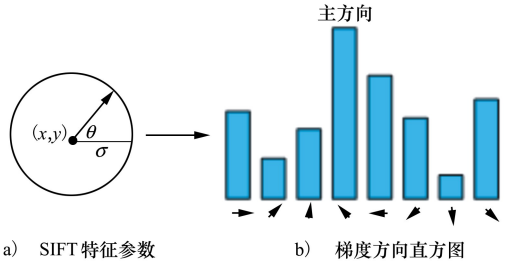
本文主要工作是:①研究了最近邻匹配中匹配主方向差和匹配尺度比的统计特性。②提出了匹配主方向差约束、匹配尺度比约束和匹配位置约束,并将其引入特征匹配,克服了特征匹配召回率较低的问题。③基于匹配特征点的位置信息,利用归一化互相关函数和网格法筛选出正确匹配。

1 算法说明

本文算法首先在目标图中寻找原图特征点的最近邻匹配,然后对匹配结果中匹配主方向差和匹配尺度比的统计特性展开研究,1.2 节表明可以利用匹配主方向差约束剔除大量误匹配,1.3 节表明可以利用匹配尺度比约束为 2 个匹配特征点划分小邻域,以确保小邻域对应的 3D 信息基本相同,为本文算法中网格的划分提供了依据,1.4 节表明可以利用匹配位置约束进一步地剔除误匹配,从而尽可能地保留最近邻匹配结果中的正确匹配,提高匹配召回率和综合匹配性能。

1.1 定义与记号

由 SIFT 的定义[4],假设某 SIFT 特征点的位置为 (x,y),尺度为 σ,如图 1a)所示。



a) SIFT 特征参数 b) 梯度方向直方图

图 1 SIFT 特征参数及梯度方向直方图

则该特征点所在的尺度图像为

$$L(x,y)=G(x,y,\sigma)*I(x,y) \tag{1}$$

式中,$I(x,y)$ 是图像区域,$G(x,y,\sigma)$ 是高斯核函数,满足:

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

计算以 (x,y) 为中心,以 $3\times1.5\sigma$ 为半径的邻域内每个像素 $L(x,y)$ 对应梯度的幅值和幅角,公式如下:

$$\begin{cases} m(x,y)=\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2} \\ \theta(x,y)=\arctan\left(\dfrac{(L(x,y+1)-L(x,y-1))}{(L(x+1,y)-L(x-1,y))}\right) \end{cases} \tag{3}$$

利用梯度直方图统计该邻域内所有像素的梯度分布特性,如图 1b)所示,横轴是梯度幅角,纵轴是对应的梯度幅值的累加值,然后通过对直方图中主峰值和距离它最近的 2 个柱值进行抛物线插值得到该特征点的主方向 $\theta(0°\leqslant\theta\leqslant360°)$。如图2所示,设原图中的 SIFT 特征点的主方向为 $\theta_{原}$,尺度为 $\sigma_{原}$;目标图中匹配SIFT特征点的主方向为 $\theta_{目}$,尺度为 $\sigma_{目}$,记:

$$\theta_1 = \theta_{原} \tag{4}$$

$$\theta_2 = (\theta_{原} + 180°)/360° \tag{5}$$

定义 1　匹配主方向差为 2 个主方向之间的夹角 α,若目标图中匹配特征点的主方向位于区域 A,则 $\alpha > 0$;若目标图中匹配特征点的主方向位于区域 B,则 $\alpha < 0$。如图 2 和(6) 式、(7) 式所示:

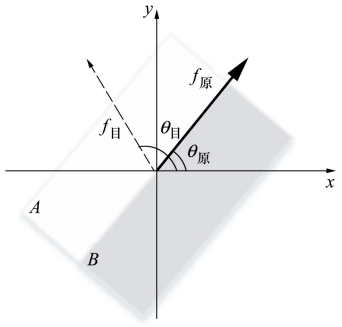


图 2　匹配主方向差的定义示意图

① 当　$0° \leqslant \theta_{原} < 180°$ 时,

$$\alpha = \begin{cases} \theta_{目} - \theta_{原}, & \theta_1 < \theta_{目} < \theta_2 \\ (\theta_{目} - \theta_{原} - 360°)/360°, & 其他 \end{cases} \tag{6}$$

② 当　$180° \leqslant \theta_{原} < 360°$ 时,

$$\alpha = \begin{cases} \theta_{目} - \theta_{原}, & \theta_2 < \theta_{目} < \theta_1 \\ (\theta_{目} - \theta_{原} + 360°)/360°, & 其他 \end{cases} \tag{7}$$

定义 2　匹配尺度比为原图中的特征点的尺度与目标图中匹配特征点尺度的比值。即:

$$s = \frac{\sigma_{原}}{\sigma_{目}} \tag{8}$$

因此匹配主方向差的范围是 $-180° \sim 180°$,可以利用直方图研究其在最近邻匹配中的统计特性。

1.2　匹配主方向差约束

假设 1:对于原图中的某一个特征点,若它匹配错误,则它在目标图中对应的匹配特征点的主方向可能处于任意方向。

采用 TUM[26] 的 freiburg3 数据集,进行大量实验验证匹配主方向差的分布。当匹配错误时,虽然 2 个匹配特征点最相似且都具有旋转不变性,但由于重复纹理的影响,它们的主方向可能差别较大。

取数据集的第 0 帧与第 10 帧图像,分别提取 1 000个特征点,用 BF 匹配方法进行匹配,得到 1 000个匹配对,其中正确匹配数为 686,错误匹配数为 314。正确匹配、错误匹配和所有 BF 匹配结果的匹配主方向差的标准差分别为 3.68,101.92 和 57.19,它们的匹配主方向差的分布直方图分别如图 3 所示。取数据集中第 0 帧图像分别与第 0,…,99 帧图像进行匹配,得到匹配主方向差的标准差分布,如图 4 所示。

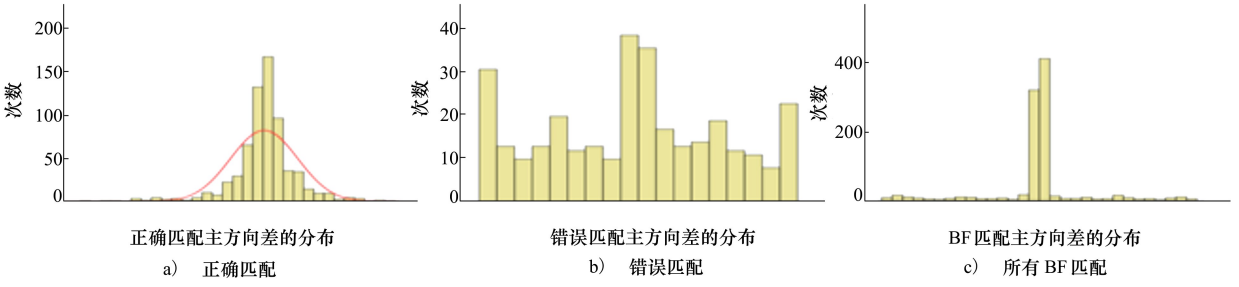


图 3　匹配主方向差的分布直方图

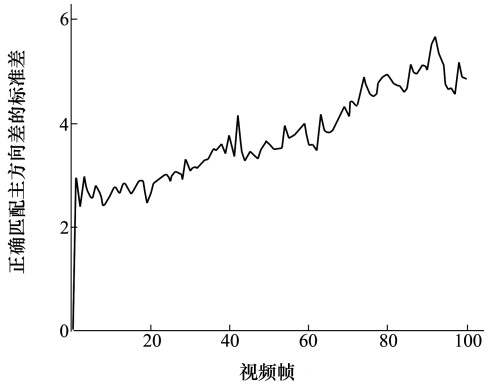


图 4　正确匹配的匹配主方向差的标准差分布情况

由图 3a) 和图 4 可知,正确匹配的匹配主方向差近似服从正态分布,标准差较小,分布较为集中。由图 3b) 可知,错误匹配的匹配主方向差近似服从均匀分布,标准差较大,分布较为发散。结合图 3c) 可知,所有 BF 匹配的匹配主方向差的分布直方图只有单峰,而且正确匹配恰好完全落在其中,这与假设 1 相对应。因此,可以通过匹配主方向差优化 BF 匹配结果,即:统计 BF 匹配的匹配主方向差的分布直方图,选取对应于最高峰和次高峰的匹配对作为初始匹配结果,这样就可以剔除大量错误匹配。

1.3 匹配尺度比约束

由图 5 可知,正确匹配的匹配尺度比均值与目标图像的缩放倍数近似成反比,近似满足 $M_{\text{true}} = 1/\lambda$,$M_{\text{true}}$ 为正确匹配的匹配尺度比的均值,λ 为目标图像缩放倍数;相比 BF 匹配的匹配尺度比的均值,经过匹配主方向差优化后的匹配尺度比的均值更加接近真实值。因此,对于正确匹配对应的 2 个特征点,可以利用匹配主方向差优化后的匹配尺度比的均值对它们划分小邻域,以确保这 2 个小邻域对应的3D信息基本相同。即,对于原图中某个特征点,设它的邻域半径为 r,若它匹配正确,则它在目标图中对应的匹配特征点的邻域半径近似等于 r/M,M 为匹配主方向差优化后的匹配尺度比的均值。

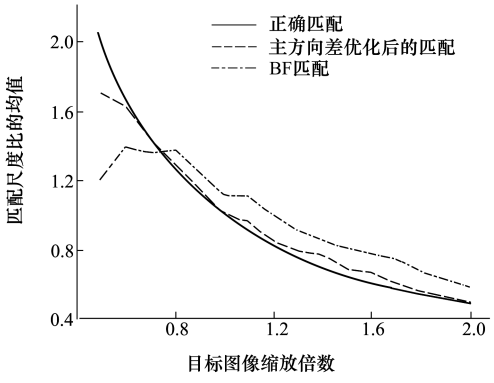


图 5 匹配尺度比的均值的分布情况

1.4 匹配位置约束

假设 2:对于某匹配,若它匹配正确,则它的邻域内存在足够多的匹配支持该匹配;若它匹配错误,则它的邻域内存在较少或没有匹配支持该匹配。

邻域定义为匹配特征点周围的小邻域,如图 6 中区域 a、区域 b 所示。假设 2 成立是由于运动平滑,正确匹配对的邻域对应着相同的 3D 信息,从而在邻域内存在足够多的相似特征,即存在足够多的匹配支持;相反地,错误匹配的邻域对应着不同的 3D 信息,从而在邻域内存在较少或不存在相似特征[25]。

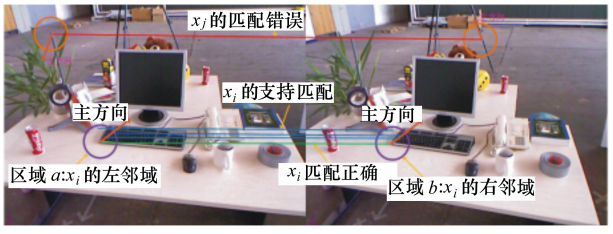


图 6 匹配位置约束示意图

2 基于网格的统计优化特征匹配算法

基于以上的分析,本文使用基于互相关函数的网格法加速对匹配位置约束的求解。2.1 节介绍了基于匹配尺度比的网格划分,2.2 节介绍了基于匹配特征点的位置信息,在网格框架下引入归一化互相关函数筛选正确匹配的方法。算法概述如下:

输入:原图像 I_a 和目标图像 I_b

输出:Inliers

初始化:

1:分别提取 SIFT 特征点并计算描述子;

2:对 I_a 中的每个特征点,在 I_b 中寻找最近邻匹配,得到初匹配 S_0;

3:利用 S_0 的匹配主方向差约束得到初始匹配集合 S_1;

4:将 I_a 划分为 G_1 个非重叠网格;

5:利用 S_1 的匹配尺度比约束,将 I_b 划分为 G_2 个非重叠网格;

6:for $L = 1$ *to* G_1 do

7: $R = 1$;

8: for $i = 1$ to G_2 do

9: if $\chi_{Li} > \chi_{LR}$, then

10: $R = i$;

11: end if

12: end for

13:计算 $S(L,R)_{\text{NCC}}$

14:*if* $S(L,R)_{\text{NCC}} \geqslant T_{\text{th}}$, then

15:Inliers = Inliers $\cup \chi_{LR}$

16:end if

17:end for

迭代:

(1) 将原图中的网格分别沿 x 方向、y 方向以及 x 和 y 方向平移半个网格细胞,重复步骤 6 ~ 17;

(2) 对于不同的 G_2,重复步骤 5 ~ 17。

2.1 网格划分

设匹配主方向差的分布直方图的横坐标范围是 -180°~180°,其中每 10°一个柱,总共 36 个柱。首先统计 BF 匹配的匹配主方向差的分布直方图,选取对应于最高峰和次高峰的匹配作为初始匹配集合 $\boldsymbol{S}_1$。

结合 1.3 节,为了利用匹配尺度比约束估计图像的缩放倍数,以区间 $((\sqrt{2})^{-3},(\sqrt{2})^{5})$ 表示图像可能的缩放倍数,并将该区间均匀地分为 8 个小区间,相邻小区间相差 $\sqrt{2}$ 倍。然后计算 S_1 中的匹配尺度比的均值 M,判断 $\frac{1}{M}$ 落于其中小区间的位置并将

该小区间的 2 个端点值分别记为 λ_1 和 λ_2。

我们将原图像划分成 G_1 的非重叠网格,将目标图像分别划分成 $G_2^{(1)}=\lambda_1\times G_1$ 和 $G_2^{(2)}=\lambda_2\times G_1$ 的非重叠网格,每个小网格称为一个网格细胞。基于匹配尺度比约束对图像进行网格划分后,正确匹配对应的 2 个网格细胞的 3D 信息基本相同,从而可以利用匹配特征点的位置信息进一步地剔除误匹配。另外,实际处理时,许多特征点可能位于网格边缘,因此将原图中的网格分别沿 x 方向、y 方向以及 x 和 y 方向平移半个网格细胞,重复基于网格的匹配优化方法以筛选出正确匹配。

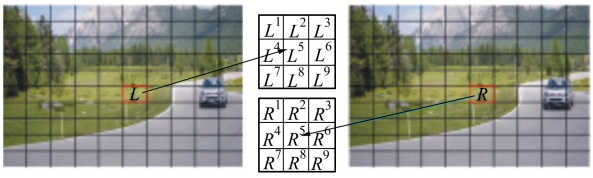


图 7　网格细胞 $\{L,R\}$ 的 8 个邻域示意图

2.2　基于互相关网格的匹配优化

设 2 幅图像间的正确匹配集合和错误匹配集合分别为 $\boldsymbol{T}$ 和 $\boldsymbol{F}$。划分网格后,基于 $\boldsymbol{S}_1$ 统计网格细胞间的匹配数目 $\{\chi \mid \chi_{ij}\geqslant 0, i=1,\cdots,G_1, j=1,\cdots,G_2\}$。利用匹配位置约束的特点,设原图中某网格细胞 L 在目标图中对应的网格细胞为 R(如图 7 所示),为考察网格细胞 $\{L,R\}$ 的 8 个邻域的匹配支持情况,定义 $\{L,R\}$ 之间的互相关函数为

$$S(L,R)_{\mathrm{NCC}}=\frac{\sum_{i=1,i\neq 5}^{9}A^iB^i}{\sqrt{\sum_{i=1,i\neq 5}^{9}(A^i)^2\sum_{i=1,i\neq 5}^{9}(B^i)^2}} \tag{9}$$

式中:A^i 表示 L^i 和 R^i 之间的匹配对数目;B^i 表示 L^i 与 R' 之间的匹配对数目;R' 表示在目标图中与 L^i 匹配数目最多的网格细胞。

因此,$S(L,R)_{\mathrm{NCC}}$ 越接近 1,网格细胞 $\{L,R\}$ 之间的匹配可信度越高。即:

$$\text{网格细胞}\{L,R\}\text{ 间的匹配}\subseteq\begin{cases}T, & S(L,R)_{NCC}\geqslant T_{\mathrm{th}}\\ F, & S(L,R)_{\mathrm{NCC}}<T_{\mathrm{th}}\end{cases} \tag{10}$$

3　实验及结果

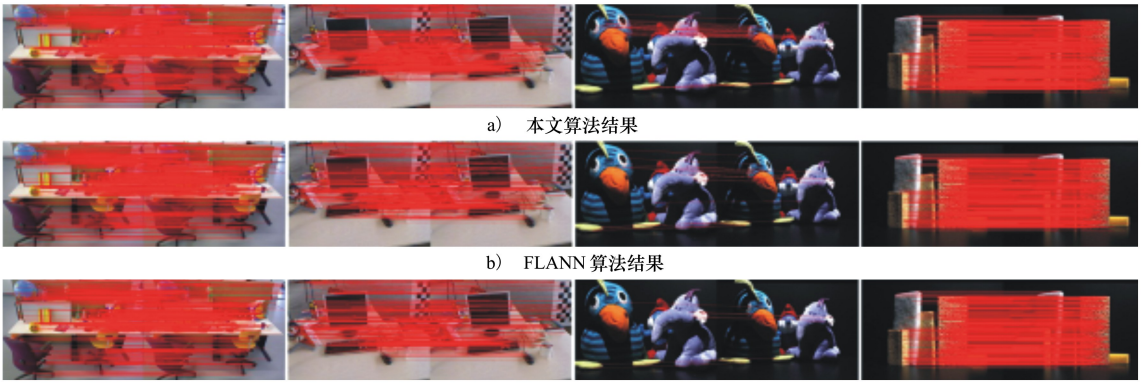
本实验基于 64 位 PC 平台的 Ubuntu 14.04 系统。实验选取 TUM[26] 和 DTU[27] 数据集中的图像进行测试,TUM 是视频图像序列,DTU 包含旋转、尺度、视角、亮度等不同图像。实验图像如图 8 所示,第一、二行分别为原图像和目标图像,图像分辨率为 640×480。

针对图 8 所示 4 组实验图像,实验时提取 SIFT 特征点数目 $N=2\ 000$,设置经验阈值 $T_{\mathrm{th}}=0.9$ 和网格大小 $G_1=20\times 20$,将本文算法分别与 FLANN 算法(阈值为 0.6)、ROBUST[28] 算法(阈值为 0.6)进行比较,匹配性能结果如图 9 和表 1 所示,匹配耗时结果如表 2 所示。此外,将 TUM 的 freiburg3 数据集中的第 0 帧图像分别与第 1,2,…,30 帧图像进行匹配,分别计算准确率 P、召回率 R 和 F 值:$F=\dfrac{2\times(R\times P)}{(R+P)}$,如图 10 所示。4 组实验 a,b,c 和 d 中的准确率、召回率和 F 值与网格大小的关系如图 11 所示。



a)　TUM 图像库　　b)　DTU 图像库

图 8　实验图像



a) 本文算法结果

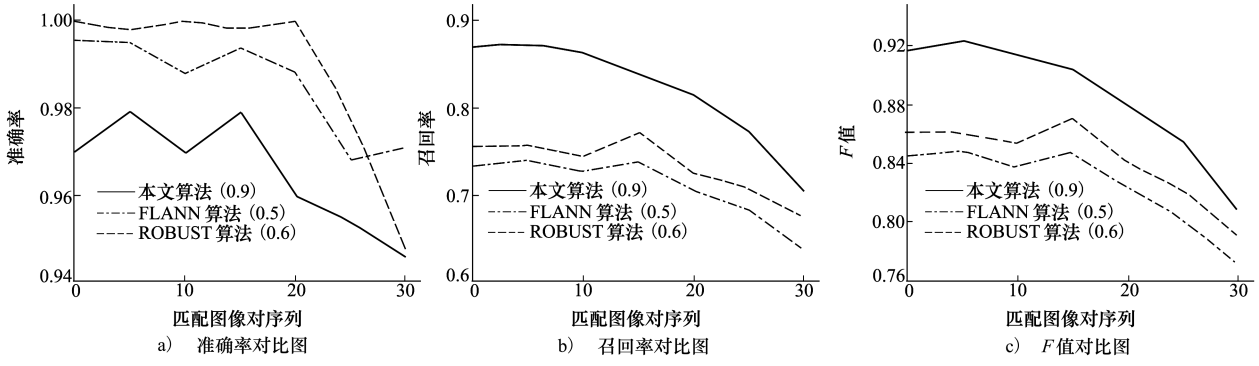
b) FLANN 算法结果

c) ROBUST 算法结果

图 9 实验结果对比图

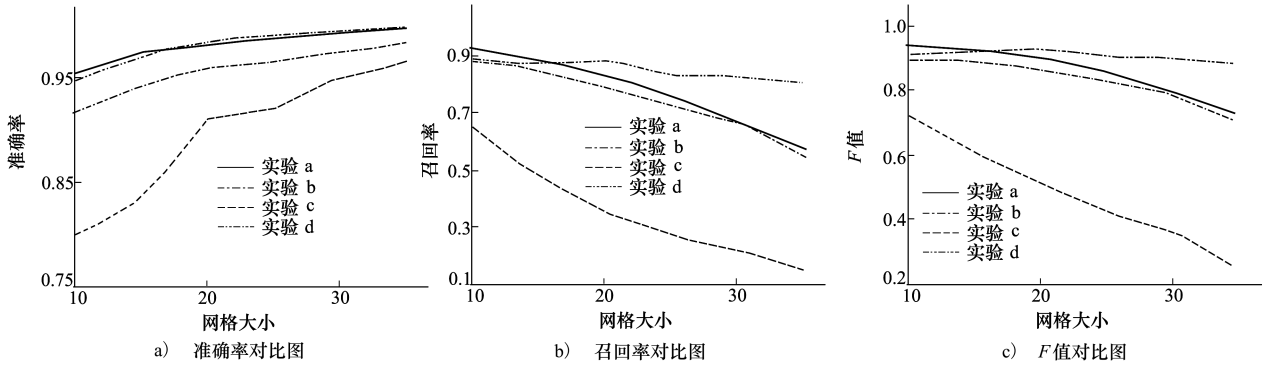
表 1 本文算法与 FLANN 和 ROBUST 匹配算法的性能比较

实验序号	ROBUST 算法			FLANN 算法			本文算法		
	匹配数目	准确率/%	召回率/%	匹配数目	准确率/%	召回率/%	匹配数目	准确率/%	召回率/%
a	634	100	74.1	685	98.7	79.0	731	98.1	83.8
b	398	99.7	61.6	455	93.8	66.1	532	96.0	79.1
c	8	100	9.52	19	94.7	21.4	33	90.9	35.7
d	661	99.8	66.9	723	99.4	72.8	887	98.6	88.6



a) 准确率对比图 b) 召回率对比图 c) *F* 值对比图

图 10 3 种算法的准确率、召回率和 *F* 值对比图



a) 准确率对比图 b) 召回率对比图 c) *F* 值对比图

图 11 4 组实验中准确率、召回率和 *F* 值与网格大小的关系

表 2　本文算法与 FLANN 和 ROBUST 匹配算法的耗时比较　　ms

实验序号	SIFT 特征提取	ROBUST	FLANN	本文算法
a	336.055	404.824	376.169	384.507
b	323.137	380.942	346.533	360.824
c	317.437	380.929	350.093	350.213
d	358.387	418.290	385.041	407.836

由图 9 和表 1 可知,本文算法不仅在匹配准确率上保持了与其他算法相当的鲁棒性,而且大大提高了匹配召回率。图 10 中本文算法的 F 值优于经典的 FLANN 和 ROBUST 算法,结合表 1 可知本文算法的匹配召回率平均提高了 10%以上,因此本文算法的综合匹配性能更好。由图 11 可知,匹配准确率随网格数量增大而增大,匹配召回率随网格数量增大而减小,综合来看网格大小为 20×20 时既能获得较鲁棒的准确率和召回率,也能保证较高的计算效率。另外,由表 2 可知,本文算法计算量较大,耗时主要集中在 SIFT 特征提取部分(约 334 ms),匹配部分耗时相对较少(约 42 ms),可见本文的统计优化思想可以快速地对基于 SIFT 特征点的最近邻匹配结果进行优化。

4　结　论

本文提出一种基于网格的统计优化特征匹配算法,给出了特征点匹配主方向差和尺度比约束,并在基于归一化相关函数的网格框架下加速对匹配位置约束的求解,综合利用 SIFT 特征的主方向、尺度和位置等信息优化特征匹配。与经典的 FLANN 和 ROBUST 匹配算法相比,本文方法显著提高了匹配召回率,获得了更好的综合匹配性能。但是,因为本文方法基于图像中 SIFT 特征点之间的最近邻匹配,而 SIFT 特征点的提取耗时较大,所以本文方法耗时较大。如何加快 SIFT 特征点间的匹配或将本文方法的统计优化思想用于基于 ORB 等特征点的图像匹配将是接下来的研究目标。

参考文献:

[1] SONG F, LU B. An Automatic Video Image Mosaic Algorithm Based on Sift Feature Matching[C]//Proceedings of the 2012 International Conference on Communication, Electronics and Automation Engineering, 2012: 879-886

[2] 曾庆化, 潘鹏举, 刘建业, 等. 惯性信息辅助的大视角目标快速精确定位[J]. 航空学报, 2017, 38(8): 193-205
ZENG Qinghua, PAN Pengju, LIU Jianye, et al. Fast and Accurate Target Positioning with Large Viewpoint Based on Inertial Navigation System Information[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(8): 193-205 (in Chinese)

[3] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-Slam2: an Open-Source Slam System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras[J]. IEEE Trans on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262

[4] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110

[5] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. Surf: Speeded up Robust Features[C]//European Conference on Computer Vision, 2006: 404-417

[6] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 2564-2571

[7] HARRIS C, STEPHENS M J. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Proceedings of the Facrthe Alvey Vision Conference, Manchester, UK, 1988: 147-152

[8] JIN R, KIM J. Tracking Feature Extraction Techniques with Improved SIFT for Video Identification[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(4): 5927-5936

[9] WU T, MIAO Z. An Improved Feature Image Matching Algorithm Based on Locality-Sensitive Hashing[C]//2016 IEEE 13th

International Conference on Signal Processing, 2016: 723-728

[10] XIA C, WEI P. An Improved SIFT Descriptor Based on In-Out Region Division[C]//2017 IEEE 2nd International Conference on Signal and Image Processing, 2017: 101-105

[11] 雷俊锋, 朱月苓, 肖进胜, 等. 基于主方向梯度的 SIFT 算法匹配的优化[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(13): 149-152
LEI Junfeng, ZHU Yueling, XIAO Jinsheng, et al. Improved of SIFT Matching Algorithm Based on Main Gradient of Direction [J]. Computer Engineeringand Applications, 2015, 51(13): 149-152 (in Chinese)

[12] YIN L, HOU J, LI W. An Improved Feature Matching Method Base on Gradient Constraint[C]//2014 International Conference on Mechatronics and Control, 2014: 684-688

[13] ZHANG Y. An Improved Image Feature Matching Method Based on SIFT Descriptor[J]. Boletín Técnico, 2017, 55(3): 300-306

[14] NAKHMANI A, TANNENBAUM A. A New Distance Measure Based on Generalized Image Normalized Cross-Correlation for Robust Video Tracking and Image Recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(3): 315-321

[15] DINH V Q, PHAM C C, JEON J W. Robust Adaptive Normalized Cross-Correlation for Stereo Matching Cost Computation[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(7): 1421-1434

[16] RAO Y R, PRATHAPANI N, NAGABHOOSHANAM E. Application of Normalized Cross Correlation to Image Registration[J]. International Journal of Research in Engineering and Technology, 2014, 3(5): 12-16

[17] YI K M, TRULLS E, LEPETIT V, et al. Lift: Learned Invariant Feature Transform[C]//European Conference on Computer Vision, 2016: 467-483

[18] ARYA S, MOUNT D M. Approximate Nearest Neighbor Queries in Fixed Dimensions[C]//Proceedings of the Fourth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithm, 1993: 271-280

[19] MUJA M, LOWE D G. Fast Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration[C]//Proceedings of the 4th Internetiarnal Conterence on Computer Vision theory and Appications, 2009: 331-340

[20] FISCHLER M A, BOLLES R C. 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

[21] KAUR G, AGRAWAL P. Optimisation of Image Fusion Using Feature Matching Based on SIFT and RANSAC[J]. Indian Journal of Science and Technology, 2016, 9(47): 1-7

[22] 李晖晖, 郑平, 杨宁, 等. 基于 SIFT 特征和角度相对距离的图像配准算法[J]. 西北工业大学学报, 2017, 35(2): 280-285
LI Huihui, ZHENG Ping, YANG Ning, et al. Relative Angle Distance for Image Registration Based on SIFT Feature [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35(2): 280-285 (in Chinese)

[23] CHOU C C, WANG C C. 2-Point RANSAC for Scene Image Matching under Large Viewpoint Changes[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2015: 3646-3651

[24] 谭仁龙, 万幼川. 基于主方向的 SIFT 误匹配点剔除方法[J]. 地理空间信息, 2014, 12(1): 101-103
TAN Renlong, WAN Youchuan. SIFT Mismatched Feature Point Elimination Method Based on Main Direction[J]. Geospatial Information, 2014, 12(1): 101-103 (in Chinese)

[25] BIAN J W, LIN W Y, MATSUSHITA Y, et al. Gms: Grid-Based Motion Statistics for Fast, Ultra-Robust Feature Correspondence[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2828-2837

[26] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A Benchmark for the Evaluation of RGB-D SLAM Systems[C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012: 573-580

[27] AANS H, DAHL A L, PEDERSEN K S. Interesting Interest Points[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 97(1): 18-35

[28] LAGANIÈRE R. OpenCV Computer Vision Application Programming Cookbook Second Edition[M]. Birmingham, UK, Packt Publishing Ltd, 2014

Matching Algorithm of Statistical Optimization Feature Based on Grid Method

ZHAO Chunhui, FAN Bin, HU Jinwen, ZHANG Zhiyuan, PAN Quan

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The matching algorithm based on image feature points is widely used in image retrieval, target detection, identification and other image processing fields. Aiming at the problem that the feature matching algorithm has low recall rate, a statistical optimization feature based on grid of the normalized cross correlation function is proposed. The matching main direction difference and scale ratio are introduced to feature matching process, for comprehensively utilizing SIFT feature points´ information, such as the main direction, scale and position constrains, to accelerate the solution of matching position constraint under the grid framework, which optimizes the feature matching results and improves the recall rate and comprehensive match performance. Firstly, the nearest neighbor matching feature points of each feature point in the original image are found in the target image, and the initial matching results are obtained. Secondly, the matching main direction difference is used to eliminate most mismatches of the initial matching. Thirdly, the matching images are meshed based on the matching scale ratio information, and the position information of the matching feature points distributed among the grids is gathered statistics. Finally, the normalized cross correlation function of each small grid in the original image is calculated to determine whether the matching in the small grid is correct, and the optimized feature matching results are obtained. The experimental results show that the matching accuracy of the new algorithm is similar to that of classical feature matching algorithms, meanwhile the matching recall rate is increased by more than 10%, and a better comprehensive matching performance is obtained.

Keywords: feature matching; grid method; matching recall rate; SIFT; normalized cross correlation

© 2019 Journal of Northwestern Polytechnical University.

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.