

数字图像角点融合匹配方法研究

黄 华, 张小锋, 万 斌

(南昌航空大学 信息工程学院, 江西 南昌 330063)

摘 要: 在双目视觉特征提取和匹配方法研究中, 为提高匹配率、角点定位精确性以及算法的时间复杂度三项指标, 文中提出了一种新的角点提取和匹配融合算法. 对提取的 Harris 角点进行零均值归一化互相关系数匹配, 对 SIFT 角点进行最近邻匹配. 针对可预见的误匹配, 采用 RANSAC 算法剔除误匹配点. 仿真实验表明: RANSAC 算法可以剔除绝大部分的误匹配点, SIFT 角点融合最近邻匹配较 Harris 角点融合零均值归一化互相关系数匹配效果理想.

关键词: 特征提取; 特征匹配; RANSAC 算法

中图分类号: TP391.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)07-0120-04

Digital Image Fusion Method of Corner Matching

HUANG Hua, ZHANG Xiao-feng, WAN Bin

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: In research of binocular vision feature extraction and match algorithm, this paper proposes a kind of new corner detection and matching fusion algorithm on purposes of improving such three indicators as matching rates, corner locating accuracy and time complexity. For extracted Harris corners, the algorithm can cope with correlation coefficient matching after zero-means normalization. And SIFT corners can be treated with nearest neighbor matching. The RANSAC algorithm can be applied to rid mismatching points in case of foreseeable mismatching. After simulation, RANSAC can eliminate most mismatching points and SIFT-NN performs better than Harris zero-means normalization correlation coefficient matching.

Key words: feature extraction; feature matching; RANSAC algorithm

1 引言

图像的特征提取和匹配是双目视觉理论研究的重要基础环节. 角点包含了大量的图像特征信息, 角点的提取直接影响到图像识别的正确率和速率. 图像匹配是计算机视觉领域一种重要的图像分析处理技术, 在不同的应用领域需要的图像匹配方法也不同, 是比较复杂困难的一个研究环节^[1]. 在双目图像中, 特征点位置的定位精度与特征点匹配的准确率, 对于图像识别和三维重构的效果好坏有着直接影响.

Harris 角点检测算法根据自相关矩阵的特征

值能从发生旋转、干扰噪声和灰度变化等情况下的原始灰度图像中直接检测角点, 该算法在一致性和有效性方面均具有优良的性能. SIFT 特征具有对尺度缩放、旋转和放射的不变性, 具有很强的特征匹配能力, 对任意角度拍摄到的两幅图像的特征点匹配在一定程度上也具有较稳定的能力. Harris 角点是基于亮度变化的, 因此对该角点匹配本文采用了零均值互相关系数算法(ZNCC)进行融合, SIFT 角点考虑直接利用特征点之间的几何特征作为相似性度量最近邻匹配算法(NN), 最后采用随机抽样一致性估计算法 RANSAC 剔除其误匹配点. 这些研究为图像识别和重构打下良好的基础.

2 角点提取

角点是图像处理中非常重要的特征,它决定了图像中人们所观测目标的形状、位置、角度等重要特征信息,大大减少了图像处理过程中的计算量.由于角点的定义不同,角点检测算法的原理也不尽相同.

2.1 Harris 角点检测算法

Harris 角点检测算法是基于图像灰度自相关函数的一种非常经典的角点检测算法.该算法根据自相关矩阵的特征值能从发生旋转、干扰噪声和灰度变化等情况下的原始灰度图像中直接检测角点.相比 Moravec 算法,Harris 算法不但在抗噪能力有了很大提高,而且兼顾到了算法的效率和角点的定位精度,伪角点数目也较少.

文中 Harris 角点检测算法中采用的是由 Nobel 提出的角点响应函数,即

$$R = \text{Tr}(M) / (\text{Det}(M) + \epsilon) \quad (1)$$

通过实验验证可以发现随着 R 和高斯函数方差 σ 的不同取值,所提取到的角点数目是不一样的.阈值 R 一定的情况下,随着 σ 的增大,检测到的角点数目也越多,当 $R = 0.005, \sigma = 0.5$ 时角点检测效果最好,伪角点数少,几乎没有遗漏角点.

2.2 SIFT 特征检测

尺度不变特征变换 (Scale Invariant Feature Transform) SIFT 算子是 Lowe 于 2004 年在总结目前现有的基于不变量技术检测方法的基础上提出的,具有对尺度缩放,旋转和放射的不变性,因而其具有很强的特征匹配能力.不但能对发生尺度缩放、旋转、仿射变换情况两幅图像进行特征点匹配,而且对任意角度拍摄到的两幅图像的特征点匹配在一定程度上也具有较稳定的能力.当前,SIFT 算法已成为国内外特征点匹配研究领域的热点.

生成一幅图像的 SIFT 特征向量由尺度空间极值检测、关键点位置精确定位、特征向量的方向分配与特征向量的生成四个部分组成.

在特征向量方向分配方案中,为了使算子具备旋转不变性,需要通过计算关键点的梯度和方向来给各个关键点指定一个方向参数,式(2)和(3)分别为 (x, y) 处梯度值和方向计算公式.

通过计算关键点的梯度大小和方向来确定每个关键点的方向参数,这样的特征向量具有旋转不变性.任意点 (x, y) 处的梯度值 $m(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$ 定义如下:

$$m(x, y) =$$

$$\sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \text{atan2}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (3)$$

其中, L 尺度由每个关键点各自所在的尺度确定.

根据式(2)、(3)计算出了每个关键点的梯度值和方向, Lowe 采用梯度直方图统计法来确定每个关键点的梯度和方向.

SIFT 特征向量效果实验如图所示,图 1 是 256×256 像素的 Lena 效果图.图 2 是旋转后的 256×256 的 Lena 效果图.图 3 的缩小后的 128×128 的 Lena 效果图.从实验效果可以看到, SIFT 特征向量对旋转和尺度缩放有很好的稳定性,同时 SIFT 特征向量具有海量性.



图 1 SIFT 特征向量图



图 2 旋转



图 3 缩小

3 角点匹配

特征点匹配是指建立从两幅图像中提取的两个特征点集中特征点之间的对应关系.现有的各种匹配算法都只是在有特殊限定条件下的特定问题探讨进行的.但是无论哪种算法为了提高匹配的准确性都采用了各种匹配约束和匹配策略来保证获得较好的匹配结果.

3.1 角点粗匹配算法

3.1.1 零均值归一化互相关系数算法(ZNCC)

零均值归一化互相关系数算法(ZNCC)是一种

传统的相似度计算方法,针对亮度和对比度的变化,ZNCC具有不变性,这是它的优点.因为对均值和标准差做了归一化处理,所以对光照和对比度具有较强的鲁棒性^[2-4].本文采用ZNCC算法作为Harris角点的匹配测度函数.

实现特征点的匹配ZNCC算法的过程步骤:

(1)利用Harris的角点检测算法,提取图像中的特征信息.

(2)在左图像中选出一个特征点,对右图像中的每个特征点(或仅仅那些与左图像中选定特征的扫描线相对应的右图像扫描线附近的特征),运用零均值归一化互相关系数作为匹配测度函数,采用这一种相似度计算方法对左右图像进行匹配.具体如下:

定义一对双目图像(左右图像) I_1 和 I_2 的特征点点集为: $\{x_j = [x_j, y_j]^T \mid j = 1 \cdots J\}$ 和 $\{x_k = [x_k, y_k]^T \mid k = 1 \cdots k\}$.对于点集 x_j 中的任意一点构造一个 $(2n+1)(2m+1)$ 个像素的邻域.则零均值归一化相关系数定义为:

$$C = \left\{ \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m ([I(x_j+i, y_j+j) - \overline{I(x_j, y_j)}]) \times [I(x_k+i, y_k+j) - \overline{I(x_k, y_k)}]) / \{ (2n+1)(2m+1) \sqrt{\sigma^2(Ix)_j \times \sigma^2(Ix)_k} \} \right\} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{aligned} \overline{I(x_j, y_j)} &= \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m ([I(x_j+i, y_j+j)]) / [(2n+1)(2m+1)] \\ \sigma(Ix_j) &= \sqrt{\frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m ([I(x_j+i, y_j+j)] - \overline{I(x_j, y_j)})^2}{(2n+1)(2m+1)}} \end{aligned} \quad (6)$$

且 $C \leq 1$,一般常用阈值取值为0.8,相关性窗口取 $m = n = 5$.

其中窗口大小为 $(2n+1)(2m+1)$, $\overline{I(x_j, y_j)}$ 是窗口像素的平均灰度值, $\sigma^2(Ix_j)$ 是窗口的灰度差值.对于两幅图像 I_1 和 I_2 首先构造支持邻域窗口,按照式4计算C,如果图像 I_2 中的候选匹配点集中一点 m_2 和图像 I_1 中的点 m_1 的C高于给定的阈值,那么它们就认定是匹配的.ZNCC算子计算结果C越大,说明两点相似性越强,即越匹配.

(3)重复上述步骤,直至左图像中所有特征点匹配完毕.

3.1.2 最近邻 NN(Nearest Neighbor)方法

由于SIFT特征点具有很强的鲁棒性,对图像

的平移、缩放、旋转、以及光线和遮挡等具有良好的不变性,因此考虑直接利用特征点之间的几何特征作为相似性度量,进行特征点间的匹配.

最近邻NN方法采用与当前点欧式距离最近的最近邻点和次近邻点的距离之比作为相似度度量来判断特征点是否匹配.这是因为相似性最高的匹配点之间的距离明显要小于相似度次高的匹配点间的距离,在一般情况下采用最近邻与次近邻的距离可以获得更稳定的匹配点对,取得良好的匹配效果.

设有两幅图像P和Q,其中图像P是基准图,图像Q为待匹配图,从图P中提取的SIFT特征点集合为 $F_p = \{f_1^{(p)}, f_2^{(p)}, \dots, f_{N_p}^{(p)}\}$,从图Q的SIFT特征集合为 $F_q = \{f_1^{(q)}, f_2^{(q)}, \dots, f_{N_q}^{(q)}\}$,其中 N_p 、 N_q 为图像P和图像Q的特征点个数.

欧式距离作为SIFT描述子的距离函数,其公式表示为:

$$d_i^j(F_p, F_q) = \sqrt{(f_i^{(p)} - f_j^{(q)})^2} \quad i = 1, 2, \dots, N_p, \quad j = 1, 2, \dots, N_q \quad (7)$$

为了排除因为图像遮挡和背景混乱而产生的无匹配关系的关键点,Lowe利用最近邻方法,即用最近的距离 d_1 除以次近的距离 d_2 的比值来判断,如果小于某个阈值 ϵ ,则认为这是一对匹配点,认为是正确匹配,否则错误匹配.ratio定义如下:

$$ratio = \frac{d_1}{d_2} < \epsilon \quad (8)$$

其中, ϵ 为预先设定的阈值,通常取 $\epsilon = 0.5$,升高这个阈值,可以增加SIFT匹配点对数目,但是会产生更多的匹配.降低这个比例阈值,SIFT匹配点数目会减少,但更加稳定.

3.2 角点精匹配

无论采用何种角点匹配算法,得到的匹配点集仍然有误差匹配存在,还有外点,如何消除这些外点?为解决这个问题,可采用由Fishler and Bolles^[4]于1981年提出的一种在计算机视觉领域得到广泛应用的,对错误率超过50%的数据仍然能够处理的Robust估计算法—随机抽样一致性估计算法(Random Sample Consensus, RANSAC).

RANSAC算法是一种鲁棒性较好的随机采样算法.该算法原理是:依据实际问题设计出满足要求的目标函数,此时的目标函数中有多个未知参数,必须反复提取最小样来确定这些未知参数的初始值.然后依靠有了未知参数初始值的目标函数来将总样本数据分成满足要求的“内点”和不满足要求的“外点”,再反过来利用已经确定的满足要求的“内点”样

本数据重新计算目标函数的参数。

利用 RANSAC 算法剔除误匹配,具体方法为:

- (1)应用 Harris 角点检测算法和 SIFT 算法分别得到两幅图像特征点;
- (2)用零均值归一化互相关系数算法对 Harris 角点进行特征点粗匹配和最近邻 NN (Nearest Neighbor)方法对 SIFT 角点进行特征点粗匹配,得到它们的匹配集;
- (3)RANSAC 鲁棒估计:重复 M 次采样, M 是依据一种自适应的 RANSAC 方法确定;
- (4)选择四个匹配点对组成的一个随机样本并计算基础矩阵 F ;
- (5)对每个粗匹配点对,计算距离 $d_{\perp}$;
- (6)根据 $d_{\perp} < t = \sqrt{5.99\delta}$ 像素确定对应数,进而计算与 F 一致的内点数;
- (7)选择具有最大内点数的 F ,当数目相等时

选择内点的标准方差最低的 F 。

4 实验结果与分析

对 Harris 角点和 SIFT 角点采用了 ZNCC 和 NN 匹配算法进行了粗匹配实验,最后都采用 RANSAC 算法剔除误匹配.其中 ZNCC 窗口大小取值为 11×11 (窗口太大,ZNCC 计算量大大增加,而且误匹配也会增加,本文通过实验,确定窗口大小为 11×11 较为合适),ZNCC 阈值 C 取 0.8. NN 算法中,最近邻与次近邻的比值取 0.5. RANSAC 算法中的 p 取 0.99, e (外点占总点对数的比例)取 0.5.

对于同样的两幅 Lena 图像,无论是粗匹配后还是精匹配后,SIFT 特征点较 Harris 角点要多很多. SIFT 特征点的位置精确度能达到亚像素级,而 Harris 角点只能精确到像素级.表 1 给出了两种特征点提取和匹配算法的具体实验数据.

表 1 两种算法的实验数据比较

	粗匹配点数	精匹配点数	匹配率	总耗时(ms)	定位精度
Harris 算法	21	17	81.0%	49574	像素级
SIFT 算法	55	50	90.9%	2098	亚像素级

从实验效果图和数据可以看到,无论 Harris 角点还是 SIFT 特征点都存着误匹配.实验表明,采用 RANSAC 算法能很好的剔除误匹配点。

5 结束语

文中提出了从匹配率、算法的时间复杂度以及角点定位精确性三项指标来评价角点提取和匹配算法.从 Harris 角点融合零均值归一化互相关系数匹配和 SIFT 角点融合最近邻匹配的实验数据比较来看,后者在匹配率、特征点位置定位精度以及算法的时间复杂度上较前者都更优.采用 RANSAC 算法能很好的剔除误匹配,提高后续图像识别和三维重构的效果。

参考文献:

[1] Kenneth R Castleman, 著,朱志刚,译. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 1998.

[2] Rechsteiner M, Schneuwly B, Troester G. Dynamic workspace monitoring [J]. International Archives of Photo grammetry and Remote Sensing, Munich, Germany, 1994(30):689-696

[3] Aschwanden P, Guggenbuhl W. Experimental results from a comparative study on correlation - type registration algorithms[J]. Robust Computer Vision, Wichmann, 1992:268-289.

[4] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM CACM Homepage archive, 1981,24 (6):381-395.

作者简介:

黄 华 女,(1972—),硕士,副教授.研究方向为图像处理与计算机视觉.

张小锋 男,(1964—),博士,副教授.研究方向为模式识别等.