

文章编号 1004-924X(2011)07-1669-08

# 采用改进的尺度不变特征变换算法计算物体旋转角度

朱齐丹, 李科\*, 蔡成涛, 程甘霖

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 改进了传统的尺度不变特征变换(SIFT)算法,使其在进行图像匹配的同时,可以求取出物体的旋转角度。首先,利用 SIFT 特征对旋转保持不变的特性,按照原算法提取出旋转前后两幅图像的 SIFT 特征,分析特征点主方向的计算过程,记录每个特征点主方向的角度值进行特征匹配。然后,计算出每对匹配的 SIFT 特征点的主方向角度之差,得到特征点的旋转角度;采用迭代自组织聚类的方法分析得到的特征点旋转角度数据,依据类内方差和类内样本数目,选取正确的样本类。最后,选用该样本类的均值作为物体的最终旋转角度。实验结果表明,该方法在图像畸变不大时的误差在  $3^\circ$  以内,即使在部分遮挡的情况下,也能较好地计算出旋转角度。在时间复杂度增加不大的情况下,使 SIFT 算法具有了计算旋转角度的功能,拓宽了应用方向。

**关键词:** 尺度不变特征变换算法;特征点主方向;旋转角度;聚类分析

**中图分类号:** TP391.4;TB92 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111907.1669

## Calculation of object rotation angle by improved SIFT

ZHU Qi-dan, LI Ke\*, CAI Cheng-tao, CHENG Gan-lin

(Automation College, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

\* Corresponding author, E-mail: likesea2003@139.com

**Abstract:** The Scale-invariant Feature Transform(SIFT) algorithm was improved in this paper, which could match two pictures and could also compute the object rotation angles in the pictures. Firstly, the SIFT was used to extract two images according to the SIFT feature invariance. Then, the computing process for the main direction of the feature point was analyzed, and the main angle for every key point was recorded. After matching two pictures, the angle difference of main direction for each pair of matched SIFT feature points was calculated and the rotation angle of feature point was obtained. Afterthat, all of the rotation angles of the feature points were analyzed by iterative self-organizing clustering method. Finally, the correct class of samples was selected by the variance and the number of samples within the classe, and the mean of the correct class was used as the final rotation angle of the object. The experiment results indicate that the rotation angle error is within  $3^\circ$  when the image distortion is not significant and it can also well estimate the rotation angle even if the object is partially occluded. Furthermore, in the case of the time complexity does not increase obviously, the SIFT can compute the rotation angle of the object, which expands its applications.

**Key words:** Scale-invariant Feature Transform(SIFT) algorithm; key point orientation; rotation angle; cluster analysis

收稿日期:2010-09-06;修订日期:2010-11-18.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60875025)

## 1 引言

通过图像测量物体的角度<sup>[1-8]</sup>是计算机视觉研究的重要内容,在主动视觉、目标识别与跟踪、图像检索、机器人场景导航等领域,对物体旋转角度的确定可以进一步增加机器视觉对物体的感知和认知能力,反映物体的实际运动状态。

目前,物体的角度求取方法可以分为两类,第一类依靠物体的几何特征来实现<sup>[1-4]</sup>,第二类通过求取物体位姿来间接实现<sup>[5-8,12]</sup>。第一类方法比较简单,这类方法首先提取出物体的直线边缘,然后采用霍夫变换<sup>[5-6]</sup>、图像边缘矩<sup>[2]</sup>等方法对提取出来的直线边缘进行特征表述,最后通过匹配旋转前后的特征或者是直接计算两条直线之间的夹角,得到物体的旋转角度。该类方法要求物体必须有规则的形状,且容易受到背景的干扰,边缘提取的阈值需要根据不同情况进行选取,对于外形不规则的物体或者是部分遮挡的情况很难发挥作用。第二类方法首先求取物体位姿,然后通过旋转前后两次位姿之差得到旋转角度。这类方法通常利用目标模型点与其成像点之间的对应关系,通过投影变换求解出物体位姿,这类问题已经有较成熟的算法<sup>[12]</sup>,例如 POSIT、SoftPOSIT 等。该类方法,需要人工设置标志点处理对应性问题。在实际实验中,由于目标点数目众多,无论是人工设置控制点还是通过计算机求解对应性问题,都存在着一定的误差,而且求解对应性问题时间复杂度很大。总的来说,这两类方法都需要提取物体特征,显示或隐式的解决特征之间的匹配问题,因此特征的提取方法和匹配方法直接影响算法的适用性和准确性。

尺度不变特征变换(Scale-invariant Feature Transform, SIFT)算法是近年来的研究热点,该算法是一种提取图像局部特征的算法<sup>[9-11]</sup>,对刚体目标具有很好的鲁棒性,能够对图像的亮度改变、尺度改变和旋转保持不变,在图像匹配和图像拼接中有着广泛应用。本文对该算法进行扩展,利用 SIFT 对旋转保持不变的特性,计算物体的旋转角度,克服了依靠几何特征计算旋转角度对物体外形要求较高的缺点,不需要进行摄像机标定和人工设置标志点,在进行图像匹配的过程中可同时求取出旋转角度,即使在物体被部分遮挡

的情况下也能较好地计算出旋转角度,从而扩展了 SIFT 算法的应用领域。

## 2 SIFT 算法

SIFT 算法由 D. G. Lowe 于 1999 年提出,2004 年完善总结。SIFT 算法包含 5 个主要步骤:检测尺度空间极值点、精确定位极值点、分配特征点主方向、生成特征点描述子、匹配特征向量。算法的具体过程可以参看 Lowe 的文章<sup>[9]</sup>,本文改进了算法中与旋转不变性相关的部分,提取出 SIFT 特征点主方向的角度值。

## 3 特征点主方向

### 3.1 空间极值点检测

Lowe 在图像二维平面空间和 DoG (Difference of Gaussian) 尺度空间中同时检测局部极值并将其作为特征点,以使特征具备良好的独特性和稳定性。检测 DoG 尺度空间局部极值时,图 1 中标记为叉号的像素需要跟包括同一尺度的周围邻域 8 个像素和相邻尺度对应位置的周围邻域  $9 \times 2$  个像素总共 26 个像素进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到局部极值。

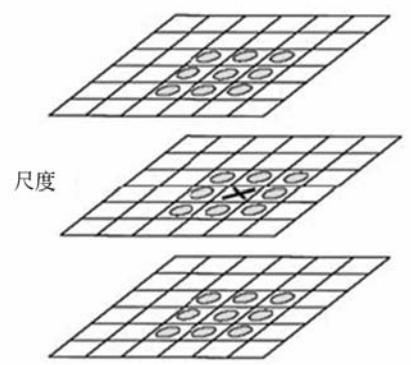


图 1 DoG 图像局部极值检测

Fig. 1 Local maxima and minima detections of DoG images

### 3.2 特征点梯度直方图

在精确定位出极值点的位置之后,排除不稳定的极值点,剩余的极值点成为特征点,利用特征点邻域像素的梯度分布,建立起该特征点的梯度直方图。

$$\begin{cases} m(x,y)=\sqrt{[L(x+1,y)-L(x-1,y)]^2+[L(x,y+1)-L(x,y-1)]^2} \\ \theta(x,y)=\arctan[L(x,y+1)-L(x,y-1)]/[L(x+1,y)-L(x-1,y)] \end{cases}, \quad (1)$$

式(1)为 Lowe 给出的像素坐标  $(x,y)$  处梯度计算公式,式(2)为本文给出的梯度直方图建立过程公式。实际计算中,通常在一个  $16 \times 16$  的窗口内采样,按照式(1)计算窗口内每一个像素的梯度模值和方向,并按照式(2)的计算过程来建立梯度直方图。梯度直方图为  $0 \sim 360^\circ$ ,为了降低计算的复杂度,将方向划分为 36 等份,每  $10^\circ$  为一等份。在统计直方图的过程中,采用变权重的方法来累加各个角度范围的梯度模值。图 2 是采用 8 个角度等份时的梯度直方图示例,箭头所指方向为主方向。

$$\begin{cases} w_i = e^{-\frac{\sqrt{(x_i-x_c)^2+(y_i-y_c)^2}}{1.5 \times s}} \\ b_i = \text{floor}\left[\frac{\theta(x_i,y_i)}{360}\right] \\ h_n = \sum_{\text{if}(b_i=n)} w_i \times m(x_i,y_i) \end{cases}, \quad (2)$$

式(2)中  $s$  为图像的平滑尺度, floor 为地板函数,  $(x_c,y_c)$  为特征点的坐标,  $(x_i,y_i)$  为特征点的邻域像素坐标,邻域像素坐标的取值为  $x_i \in [x_c-8, x_c+8], y_i \in [y_c-8, y_c+8], w_i$  为像素点的权重,  $\theta(x_i,y_i)$  为该点的方向,使用角度制并将其规整到  $0$  至  $360^\circ$ ,以逆时针为正方向,  $m(x_i,y_i)$  为该点的梯度模值,  $\theta$  和  $m$  的计算方法参考式(1),  $b_i$  为该点方向在直方图横轴中的位置(即处于第几个角度等份),  $h_n$  为直方图中第  $n$  个角度等份的数值,初始时所有  $h_n=0(n=0 \dots 35)$ 。

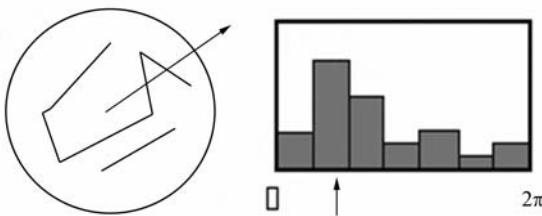


图 2 梯度直方图

Fig. 2 Gradient histogram

### 3.3 拟合特征点角度

特征点的直方图建立之后,直方图峰值所对应的角度等份  $n$  即为该点的主方向,由于在计算直方图时分为了 36 个等份来统计计算,所以直接使用  $n$  值计算特征点角度,将会有  $10^\circ$  左右的误

差。为了更加准确地确定出主方向的角度,可以对  $n$  使用抛物线插值来更加精确地拟合角度值。

设抛物线插值的公式为  $f(x)=a(x-c)^2+b$ ,  $c$  为峰值的偏移量,  $b$  为峰值,  $a$  为抛物线的捏合系数。式(3)是通过待定系数法得出的各个系数的计算方法,  $h_{n-1}$  和  $h_n$  为梯度直方图中的对应数值。式(5)为计算得到的特征点角度。

$$\begin{cases} a = \frac{h_{n-1} + h_{n+1} - 2h_n}{2} \\ c = \frac{h_{n-1} - h_n}{2a} - 0.5 \\ b = h_n - c \times c \times a \end{cases}, \quad (3)$$

$$n = \begin{cases} n+c & |c| < 0.5 \\ \text{不变} & \end{cases}, \quad (4)$$

$$\theta_{\text{main}} = 10 \times n. \quad (5)$$

在 Lowe 的算法中,同时讨论了辅方向的确定方法,经过本文实验,辅方向对旋转角度的计算准确性影响不大,因此本文不考虑辅助角度的确定和计算。

## 4 旋转角度计算

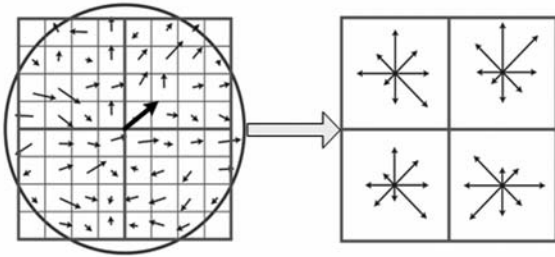
### 4.1 旋转不变性

特征点角度得到之后,利用该角度信息生成特征点描述子,实现旋转不变性。按照式(6)所示,对关键点  $16 \times 16$  邻域内的每一个像素点,计算得到相对于主方向的梯度方向  $\Delta\theta_i$ ,将  $16 \times 16$  的区域划分为 16 个  $4 \times 4$  的小区域,每一个小区域按照式(2)的方法对  $\Delta\theta_i$  建立一个 8 等分的梯度直方图,形成该特征点的特征描述子。图 3 使用了  $8 \times 8$  的区域展示了从梯度信息到描述子的过程。为了便于表述,图 3 中仅使用了 4 个小区域。

$$\Delta\theta_i = \theta(x_i,y_i) - \theta_{\text{main}}, \quad (6)$$

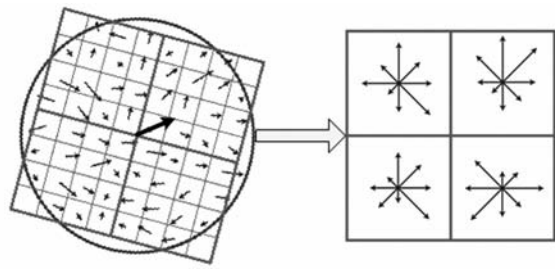
SIFT 算法能够保持旋转不变性的原因是生成特征点描述子时对每一个特征点的角度坐标轴进行了旋转,计算时不是参照这些特征点在图像坐标中的角度,而是首先将坐标轴旋转为特征点的方向,从而确保旋转不变性。图 3 是一个旋转不变性的示意图。图(a)为特征点邻域梯度分布

信息,较粗的黑线为主方向。图(b)为将图(a)顺时针旋转  $15^\circ$  之后得到的梯度模值和方向分布。图(a)中的像素发生旋转之后,在图像没有发生尺度改变和畸变的情况下,像素之间的拓扑分布是没有改变的,因此该特征点的主方向也将旋转相应的角度,在生成特征点描述子时由于每个像素点首先减除了主方向的角度,所以在发生旋转之后,每个小区域的特征描述子并没有改变,实现了旋转不变性,而主方向的旋转角度也就是特征点的旋转角度。



(a) 原始像素区域和对应的描述子

(a) Original pixel region and its descriptor



(b) 旋转后像素的分布和对应的描述子

(b) Pixel region distribution and its descriptor after rotating

图 3 旋转不变性图示

Fig. 3 Rotation invariance

## 4.2 特征点旋转角度

通过 SIFT 特征向量之间的匹配可以得到特征点之间的对应关系。LOWE 给出了特征向量的匹配过程,以欧氏距离作为两幅图像中特征点的相似性判定度量。取图像 1 中的某个关键点  $f_i$ ,找出其与图像 2 中欧氏距离最近的前两个特征点  $f_j^*$ 、 $f_j^{**}$ ,如式(7)所示。按照式(8)计算  $\phi$  值,本文中若  $\phi < 0.45$  则确定  $f_i$  和  $f_j^*$  相匹配。而后利用 3.2 节中计算出来的特征点角度,应用旋转不变性,令两个相匹配的特征点角度做差得出特征点的旋转角度  $\Delta r$ ,如式(9)所示。

$$f_j^* = \arg \min_j \| f_i - f_j \|, \quad (7)$$

$$\phi = \frac{\| f_i - f_j^* \|}{\| f_i - f_j^{**} \|}, \quad (8)$$

$$\Delta r = \theta_{j_{\text{main}}} - \theta_{i_{\text{main}}}. \quad (9)$$

## 4.3 物体旋转角度

由于两张图片间相匹配的特征点数目很多,有些特征点不属于物体之间的匹配(例如背景中关键点之间的匹配),还有一些是错误的匹配,所以单一特征点的旋转角度并不能代表物体的旋转角度,即使是物体之间相匹配的特征点,其性能数据也有很大的差异,所以必须对得到的旋转角度数据进行进一步的分析整理。

### 4.3.1 迭代自组织聚类算法

本文采用迭代自组织聚类(ISODATA)的方法来整理得到的旋转角度数据。迭代自组织聚类是一种模糊聚类方法,能够根据预设参数自适应地调整聚类的数目,可以增强整个角度计算算法的鲁棒性。

迭代自组织聚类算法按照以下原则进行工作:

- (1) 样本数太少的类——取消;
- (2) 距离近的一类——合并;
- (3) 类内离散太大的类——拆分。

算法首先设定下列参数: $K$ :期望分类数目的大致范围; $\theta_k$ :一个类内的最少样本数; $\theta_s$ :关于类内分散程度的参数; $\theta_c$ :关于类间距离(最小)的参数; $L$ :每次迭代允许合并的类数; $I$ :允许迭代的最大次数。

算法的计算流程如下:

- (1) 设定参数;

(2) 选取各类中心  $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_c}\}$ ,  $N_c$  为预设样本类数目;

(3) 分配样本,如果有  $\| Z - Z_j \| \leq \| Z - Z_i \|$ , 则  $Z \in S_j$ , 其中  $i, j = 1, 2, \dots, N_c$ ;

(4) 如果  $S_j$  类样本数目  $N_j < \theta_k$ , 则取消  $S_j$  类,  $N_c = N_c - 1$ , 跳转到(3);

- (5) 重新计算各类中心

$$Z_j = \frac{1}{N_j} \sum_{Z \in S_j} Z, j = 1, 2, \dots, N_c;$$

- (6) 计算类  $S_j$  内平均距离

$$\bar{D}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{Z \in S_j} \| Z - Z_j \|, j = 1, 2, \dots, N_c;$$

- (7) 对全体样本求类内距离平均值

$$\bar{D} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_c} N_j \times \bar{D}_j, N = \sum_{j=1}^{N_c} N_j;$$

(8)[a]如果叠代次数 $\geq I$ ,则跳转到(12)(合并)

[b]若  $N_c \leq K/2$ ,则跳转到(9)(拆分)

[c]若偶数次叠代或  $N_c \geq 2K$  则跳转到(12)(合并);

(9)计算各类中各分量的标准差

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{Z \in S_j} (x_{ik} - z_{ij})^2}$$

$i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,N_j, k=1,2,\dots,N_j$

$x_{ik}$  为  $Z \in S_j$  的第  $i$  个分量,  $z_{ij}$  为  $Z_i$  的第  $i$  个分量,  $\sigma_{ij}$  为第  $j$  类第  $i$  个分量标准差;

(10)找到各类的标准差最大的分量

$$\sigma_{j\max} = \max\{\sigma_{1j}, \sigma_{2j}, \dots, \sigma_{nj}\} \quad j=1,2,\dots,N_c;$$

(11)拆分

条件1  $\sigma_{j\max} > \theta_s$  且  $\bar{D}_j > \bar{D}$  且  $N_j > 2(\theta_k + 1)$

条件2  $\sigma_{j\max} > \theta_s$  且  $N_c \leq K/2$

若满足两条件之一,则分裂  $S_j$ ,使  $N_c = N_c + 1, Z_j^+ = Z_j + k\sigma_{j\max}, Z_j^- = Z_j - k\sigma_{j\max}$  ( $k$  为经验系数,本文选取  $k=5.0$ ) 跳转到(3);

(12)计算所有各类中心的相互距离

$$D_{ij} = \|Z_i - Z_j\|,$$

其中  $i=1,2,\dots,N_{c-1}; j=i+1,2,\dots,N_c$ ;

(13)对于比  $\theta_c$  小的  $D_{ij}$  从小到大排序

(14)按照  $D_{ij}$  的由小到大顺序合并  $Z_i$  和  $Z_j$ ,使  $N_c = N_c + 1$ ,计算  $D_{ij}$  时的  $Z_i, Z_j$  若至少其中一个是在本次迭代中合并取得的类中心,则越过此项。

(15)若叠代次数 $\geq I$ ,或参数无改变,则终止。否则跳转到(3),需要时可返回(1)修改参数。

#### 4.3.2 旋转角度计算

本文中设置的参考聚类数目为3类,最大聚类数目为4类,最小聚类数目为1类( $1 \leq K \leq 4$ ),  $\theta_k = 1, \theta_s = 15, \theta_c = 20$ ,按照上节聚类算法进行聚类,以拆分原则的优先级最高。3类参考聚类在直观意义上分别对应正确旋转角分类、错误旋转角分类和反向旋转角分类。其中的反向旋转角分类,是在实验中发现有极少数特征点的旋转角度,并未按照本文所约束的逆时针旋转方向,而是按照了顺时针旋转方向,所以将此类数据归类为反向旋转分类。

通过大量聚类结果的分析,本文设定了自动化选取正确样本类的方法。首先在聚类结果中寻找样本数目最多的类,如式(10)所示。

$$i_{\max} = \arg \max_i \{n_1, n_2, \dots, n_{N_c}\}, \quad (10)$$

其中  $n_i$  为第  $i$  类的样本数目,若  $\sigma_{i\max} \leq 15$ ,则物体的旋转角度可按照式(11)最终确定,  $\mu_{i\max}$  为第  $i_{\max}$  类的均值;若  $\sigma_{i\max} > 15$ ,则选取类内样本数目第二多的类作为正确样本类,并以其均值作为最终的物体旋转角度。

$$\theta_{\text{rotation}} = \mu_{i\max}. \quad (11)$$

## 5 实验与分析

### 5.1 程序设计

本文的实验程序,采用 VC++ 6.0 结合 OpenCv 开源图像库开发而成。程序运行在普通 PC 机上, CPU 为 Core(TM) II, 内存为 2.64 GHz, 2 G。图4为本文算法的工作流程,图5为计算图6中图(d)相对于图(a)旋转角度时的工作界面。



图4 程序流程图

Fig. 4 Process flow chart

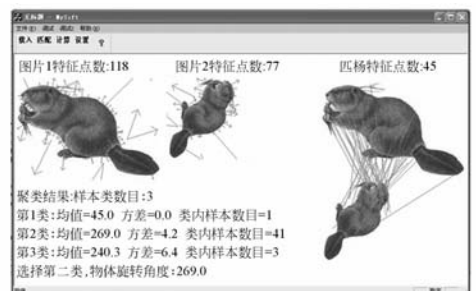


图5 程序工作界面

Fig. 5 Program interface

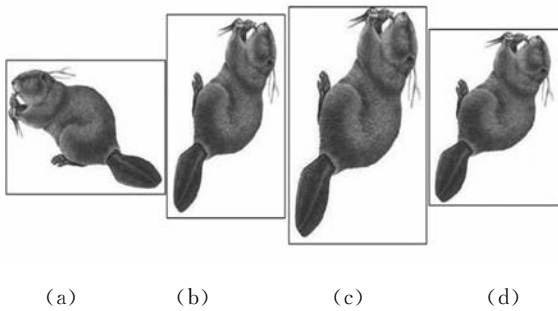


图 6 图片旋转示例  
Fig. 6 Picture rotation

5.2 图片旋转测试

为了检验算法计算旋转角度的最佳性能,本文首先使用旋转后的图片作为测试图例。图 6 中图(a)为原始图片,其余图片通过对图(a)进行旋转和放缩得到,图(b)为将图(a)逆时针旋转 270°之后的图片,图(c)为逆时针旋转 270°并等比例放大的图片,图(d)为逆时针旋转 270°后发生畸变的图片。表 1 列出了各幅图片的特征点总数、图片大小以及与图(a)相匹配的特征点数目。从中可以看出物体发生畸变之后匹配的特征点数目急剧下降。

表 1 关键点数目

Tab. 1 Number of key points

图片	图片大小	特征点数目	匹配点数目
a	300×211	118	—
b	211×403	132	81
c	283×403	634	84
d	151×168	77	45

表 2 为示例图片的聚类分析结果,图(b)由于仅仅进行了旋转,干扰点较少。从结果可以看出使用静态图片进行测试时算法达到了很高的精度,误差在 1°以内,即使图片有一定程度的畸变,算法的精度依然很高,体现出了本文方法的鲁棒性。

表 2 聚类分析

Tab. 2 Cluster analysis

图片	b			c			d		
	共一类	第一类	第二类	第一类	第二类	第三类	第一类	第二类	第三类
聚类数目	269.4	218.5	269.5	45.0	269.0	240.3			
均值/(°)	0.74	17.5	0.8	0	4.2	6.4			
方差	81	2	82	1	41	3			
类内样本数目	269.4	269.5		269.0					
旋转角度/(°)									

表 3 为计算图片(a)与图片(d)时,算法各个阶段时间消耗的对比如分析表。从图中可以看出,算法中比较耗时的是特征提取部分,图片越大消耗时间越长。本文中计算旋转角度的部分只占到算法整体时间的 0.74%。

表 3 时间消耗分析

Tab. 3 Time consuming analysis

算法阶段	特征提取		特征匹配	旋转角度计算
	图片 a	图片 d		
时间消耗/ms	174.97	86.75	11.28	2.04
占总时间的比例/%	63.62	31.54	4.10	0.74

5.3 物体旋转测试

上节使用直接旋转图片的方法来测试算法的最佳性能,本节使用生活中常见的物品作为测试对象,验证算法的实际使用能力。图 7 中使用手机、书籍、小福娃饰物作为测试对象,图 9 对图 7 中的一些物体进行了部分遮挡。表 3 为多次实验后的测试的结果。测试对象的外形各异,表面纹理也各不相同。图像拍摄时,摄像机的位置和朝向角保持不变,测试对象沿标定好的刻度线旋转,在测试对象旋转的过程中,物体的图像也发生了轻微的畸变。图 8 为书籍对象的特征匹配图。



图 7 测试图例

Fig. 7 Test object image

测试结果显示,书籍的测试精度最高,误差在 3°以内,福娃饰物的测试精度较低,误差在 10°以内。由于 SIFT 算法提取的是图像中的局部特征,只要物体的部分特征点能够正确匹配,算法依然能够正确计算旋转角度。表 4 为对其中一些物品进行部分遮挡的测试结果,在遮挡不是很严重的情况下,平均误差大约增加了 2°。

分析结果表明,通过对 SIFT 算法进行改进,是可以用来计算物体旋转角度的。物体旋转角度

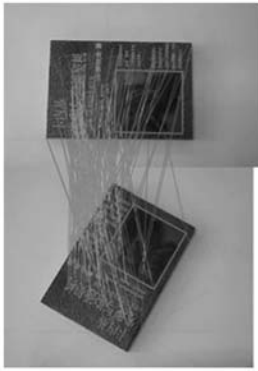


图8 特征匹配图

Fig. 8 Feature matching



图9 部分遮挡图例

Fig. 9 Test images of partial occlusion objects

的测量精度同 SIFT 特征的质量直接相关,以上实验中书籍的表面纹理比较丰富,特征点数目多,测量结果较好。当测量对象受到遮挡,或者图像畸变严重时,测量误差通常较大。

表4 物体旋转测试结果

Tab. 4 Test results of objects rotation

测得旋转角度/(°)	实际旋转角度/(°)				
	30	45	60	90	180
手机	29	44	57	86	172
书籍	31	48	60	89	182
福娃	30	49	58	84	171

表5 部分遮挡测试结果

Tab. 5 Test results of partial occlusion objects

测得旋转角度/(°)	实际旋转角度/(°)				
	30	45	60	90	180
手机	24	42	52	82	170
书籍	31	43	56	87	185
福娃	22	41	54	81	170

## 6 结 论

本文利用 SIFT 算法的旋转不变性,实现了类似人眼的对物体旋转角度进行简单、快速计算的方法,不需要先验知识和摄像机标定,扩展了 SIFT 算法的功能。对旋转后的图片进行测试,算法的误差在  $3^\circ$  左右;对日常生活中的常见物品进行测试,误差在  $10^\circ$  左右,即使在部分遮挡的情况下,算法的计算误差也未超过  $12^\circ$ 。虽然在测量精度方面,本文方法并不占有优势,但是本文方法不依靠物体的几何特征,也没有使用摄影测量学的方法,在任何图像匹配中皆可使用。算法还可以进一步改进来提高角度计算的精度,例如在计算特征点梯度直方图时增加分类的份数,对聚类结果采用更智能的选择方法等。本文方法可以进一步同基于 SIFT 特征的跟踪算法相结合,计算出跟踪物体的角度变化,提升视频监控的智能水平。

零件位姿自动识别[J]. 天津大学学报, 2006, 39(10):1241-1246.

LIU SH G, ZHAO J C, LI J P, *et al.*. Automatic recognition for position and orientation of parts in intelligent coordinate measuring system[J]. *Journal of Tianjin University*, 2006, 39(10): 1241-1246. (in Chinese)

[3] 孙凤杰,郭凤顺,范杰清,等. 基于图像处理技术的表盘指针角度识别研究[J]. 中国机电工程学报, 2005, 25(16):73-78.

## 参考文献:

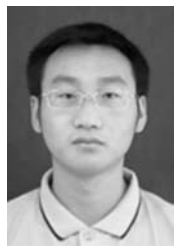
- [1] 高春甫,唐可洪,胡庆玉,等. 机械手姿态识别的立体视觉匹配[J]. 光学精密工程, 2010, 18(2):464-469.  
GAO CH F, TANG K H, HU Q Y, *et al.*. Stereo vision matching for posture recognition of manipulator [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(2):464-469. (in Chinese)
- [2] 刘书桂,赵金才,李建革,等. 智能坐标测量系统中

- SUN F J, GUO F SH, FAN J Q, *et al.*. Studies of the recognition of pointer angle of dial based on image processing [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(16): 73-78. (in Chinese)
- [4] 白福忠, 包晓艳, 李义军. 角度的图像测量法[J]. *计量学报*, 2007, 28(4): 314-316.
- BAI F ZH, BAO X Y, LI Y J. An image measuring method for angle [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2007, 28(4): 314-316. (in Chinese)
- [5] 徐文福, 梁斌, 李成, 等. 空间机器人捕获非合作目标的测量与规划方法[J]. *机器人*, 2010, 32(1): 61-69.
- XU W F, LIANG B, LI CH, *et al.*. Measurement and planning approach of space robot for capturing non-cooperative target [J]. *Robot*, 2010, 32(1): 61-69. (in Chinese)
- [6] VINCENT L, FRANCESC M, PASCAL F. An accurate  $O(n)$  solution to the PnP problem [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(2): 155-166.
- [7] TANG J L, CHEN W SH, WANG J. A novel linear algorithm for P5P problem [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 205(2): 628-634.
- [8] 许海霞, 王耀南, 袁小芳, 等. 基于矢量差分的未标定摄像机 P5P 问题的求解 [J]. *自动化学报*, 2009, 35(8): 1140-1144.
- XU H X, WANG Y N, YUAN X F, *et al.*. Solution to the P5P problem with un-calibrated camera based on vector difference [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(8): 1140-1144. (in Chinese)
- [9] DAVID G. Lowe distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] PLINIO M, ALEXANDRE B, JOSÉ S. Improving the SIFT descriptor with smooth derivative filters [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(1): 18-26.
- [11] 杨晓敏, 吴炜, 卿歙波, 等. 图像特征点提取及匹配技术 [J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(9): 2276-2282.
- YANG X M, WU W, QING L B, *et al.*. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9): 2276-2282. (in Chinese)
- [12] 贾鑫. 台架试验中车轮位姿视觉识别算法的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2005.
- JIA X. *Research on vision recognition algorithm of wheel pose and position parameters in bench testing* [D]. Changchun: Jilin University, 2005. (in Chinese)

#### 作者简介:



朱齐丹(1963—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1987年于哈尔滨船舶工程学院获得工学硕士学位,2001年于哈尔滨工程大学获得博士学位,主要从事机器人、机器视觉、全景视觉等方面的研究。E-mail: zhuqidan@hrbeu.edu.cn



李科(1984—),男,河北秦皇岛人,博士研究生,2007年于哈尔滨工程大学获得学士学位,主要从事机器视觉、智能控制等方面的研究。E-mail: likesea2003@139.com



蔡成涛(1981—),男,河南郑州人,讲师,2008年于哈尔滨工程大学获得博士学位,主要从事计算机图像处理、全景视觉等方面的研究。E-mail: caichengtao@163.com



程甘霖(1985—),男,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,2008年于哈尔滨工程大学获得学士学位,主要从事FPGA、计算机图像处理、全景视觉等方面的研究。E-mail: conan85420@163.com.cn