

文章编号 1004-924X(2015)08-2349-08

# 采用改进尺度不变特征变换在多变 背景下实现快速目标识别

聂海涛<sup>1,2,\*</sup>, 龙科慧<sup>1</sup>, 马 军<sup>1</sup>, 刘金国<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100039)

**摘要:**提出一种改进的尺度不变特征变换(SIFT)算法,用于实现多变背景下的快速目标识别。首先,构建目标图像尺度空间,提取 SIFT 特征点并将其按大小分类,目标识别时只需比较同一类型的特征点。然后,由 SIFT 特征点子区域方向直方图计算得到 4 个新角度用于代表特征点的方向信息,并且在目标识别时根据角度信息限制特征点匹配范围,从而提高 SIFT 算法的运算速度。最后,计算目标图像和待识别图像之间的尺度因子,在尺度因子约束条件下进行目标特征点匹配,从而有效地保证正确匹配数量,提高目标识别的鲁棒性。实验结果表明:当目标在待识别图像中发生局部遮挡、旋转、尺度变化或者弱光照等情况下,改进的 SIFT 算法能够完成多变背景下快速目标识别任务,平均识别速度提升了 40%。

**关键词:**目标识别;尺度不变特征变换;特征匹配;多变背景

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152308.2349

## Fast object recognition under multiple varying background using improved SIFT method

NIE Hai-tao<sup>1,2,\*</sup>, LONG Ke-hui<sup>1</sup>, MA Jun<sup>1</sup>, LIU Jin-guo<sup>1</sup>

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

\* *Corresponding author, E-mail: kelek2@126.com*

**Abstract:** An improved Scale Invariant Feature Transform (SIFT) method was proposed to implement the fast object recognition under a multiple varying background. Firstly, the scale space of object image was established, SIFT feature points were extracted and classified by their sizes. Only by comparing the same kinds of feature points, the target recognition could be completed. Then, four new angles were computed from the sub-region orientation histogram to represent the orientation information of each SIFT feature. Meanwhile, the feature point matching range was limited according to angle information in the target recognition to improve the calculation speeds of the SIFT algorithm. Finally, the scale factor between object image and target image was calculated and the object feature points were matched under the constraint by the scale factor to increase the number of correct matches and to insure the robustness of object recognition. Object recognition experiments were operated under object

收稿日期:2014-09-22;修订日期:2014-10-22.

基金项目:中国科学院长春光学精密机械与物理研究所创新基金资助项目(No. Y2CX1SS125)

external occlusions, object rotation, scale change and illumination conditions. Results show that improved SIFT method has better performance of object recognition, and its computation speed has raised more than 40% as comparing with that of original SIFT algorithm.

**Key words:** object recognition; Scale Invariant Feature Transform(SIFT); feature matching; multiple varying background

## 1 引言

目标识别是模式识别和计算机视觉领域的重要课题,具有广泛的应用前景。在目标识别过程中,视觉传感器与目标物体的相对运动会使目标受到外部遮挡、旋转、尺度变化以及弱光照等问题的干扰,这些因素给目标识别带来了较多的挑战。因此,如何在多变的背景下进行快速目标识别,已经成为目前目标识别技术研究的热点问题之一。

David G. Lowe 在 2004 年提出尺度不变特征变换 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT)<sup>[1]</sup>算法。SIFT 算法提取的特征点不仅对目标图像缩放、平移和旋转具有一定的不变性,而且对光照变化以及仿射和投影具有鲁棒性,因此 SIFT 算法是目前研究最多,应用最广的目标识别方法之一<sup>[2-5]</sup>。但是,应用 SIFT 算法进行目标识别存在两个主要的不足,其一是高维数的 SIFT 特征描述符计算复杂,造成算法的实时性较差。其二是当局部特征突然发生变化时,正确匹配特征点数目减少,算法的识别准确率降低。针对传统 SIFT 算法存在的不足,文献[6]使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法对 SIFT 特征描述符进行降维,构建 36 维 SIFT 特征描述符,取得了较好的效果。文献[7]提出结合全局信息的 SIFT 特征描述符,降低了由于局部信息相似造成的误匹配率,但计算量较大,而且不具有尺度不变性。文献[8]在图形处理器(Graphic Processing Unit, GPU)平台上实现 SIFT 算法,有效地提高了 SIFT 算法的速度,但此方法主要应用于特征点提取阶段,尚无法在特征匹配阶段实现 GPU 加速 SIFT 算法,因此算法效率还有待提高。文献[9]提出了改进的 SIFT 特征匹配策略,鲁棒性强,使其更适用于精确度要求较高的场景中,但算法的复杂性增加。

本文提出一种基于改进 SIFT 算法的快速目标识别方法。首先提取目标图像 SIFT 特征点并

将其按极大特征值点与极小特征值点进行分类,目标识别时只需比较同一类型的特征点,从而有效提升了算法速度。然后,由 SIFT 特征点子区域方向直方图计算得到 4 个新的角度信息,并根据这些角度信息限制匹配范围,进一步简化了算法的计算复杂程度。最后,引入目标图像和待识别图像之间的尺度因子,在尺度因子的约束范围内进行目标特征点匹配,从而保证了正确特征匹配的数量,提高了多变背景下目标识别的鲁棒性。

## 2 改进的 SIFT 算法

### 2.1 提取分类 SIFT 特征点

在 SIFT 特征点提取阶段,首先建立图像尺度空间,然后从尺度空间中寻找极值点。在 Lowe 的算法中,中间的检测点需与它同尺度的 8 个相邻点以及上下相邻尺度对应的  $9 \times 2$  个点共 26 个点进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到极值点。如果一个点在高斯差分尺度空间本层以及上下两层的 26 个领域中是最大或最小值时,就认为该点是图像在该尺度下的一个特征点。文献[10]指出一幅图像中提取的极大特征值点与极小特征值点数目基本相等,并且正确匹配的特征点全部来自同一类型的 SIFT 极值点。根据这一理论将提取的 SIFT 特征点分成两组,特征匹配阶段只将属于同一类型的特征点进



(a) SIFT 极大特征值 (b) SIFT 极小特征值  
(a) Maxima SIFT feature (b) Minima SIFT feature

图 1 同一幅图像提取的极大特征值点与极小特征值点  
Fig. 1 Maxima and minima SIFT features extracted from the same image

行比较。这样,在不损失正确匹配特征点的同时,有效提高了匹配速度。图1为同一图像提取的SIFT极大特征值点与极小特征值点。

## 2.2 SIFT特征点角度扩展

Lowe利用图像的局部特征给SIFT特征点分配基准方向,使SIFT描述符具有旋转不变性。使用图像梯度信息求取局部结构的稳定方向,在高斯差分金字塔中检测出特征点,采集其所在高斯金字塔图像 $3\sigma$ 邻域窗口内像素的梯度和方向分布特征。在完成特征点的梯度计算后,使用直方图统计邻域内像素的梯度和方向。梯度直方图的范围是 $0\sim 360^\circ$ ,每 $10^\circ$ 一个柱,共36个柱,方向直方图的峰值方向作为该特征点的方向。当存在另一个相当于主峰值80%能量的峰值时,则将这个方向认为是该特征点的辅方向,一个特征点可能会被指定多个方向以增强匹配的鲁棒性。最终建立特征点的特征描述符,使用在特征点尺度空间内 $4\times 4$ 窗口中计算的8个方向的梯度信息,共获得 $4\times 4\times 8=128$ 维向量表征,由此对每一个SIFT特征点构建一个128维的描述符。此时,SIFT特征向量已经去除了尺度、旋转和几何变形因素的影响,将这个向量归一化,就可进一步去除光照的影响。然而,高维数的SIFT特征描述符导致算法复杂,是造成算法实时性较差的主要原因之一。

为简化算法的计算复杂程度,同时不损失正确匹配特征,本文对SIFT特征点进行角度扩展,由SIFT特征点子区域方向直方图计算得到4个两两相互独立的新角度赋给每一个SIFT特征点。具体方法如下:

将特征点周围图像区域分成矩形小块的子区域,为每一个子区域建立一个方向直方图,根据梯度信息<sup>[11]</sup>计算特征点角度。计算特征点每一个子区域内所有梯度方向的向量和,将其与水平轴之间的夹角 $\theta$ 分配给对应的子区域,假设这些角度信息代表了SIFT特征描述符的方向属性。在一个 $4\times 4$ 的窗口区域内,角度的数量为16,如图2所示。

理论上,可以用与方向直方图数量相等的这些角度扩展SIFT特征点方向属性。为了提高SIFT算法的匹配速度,同时保证SIFT特征描述符具有旋转不变性,这些角度应该能够组成一个多维随机变量,并且平均分布在16维随机角度空间 $[-180^\circ, +180^\circ]$ 中。因此,所求的角度必须满

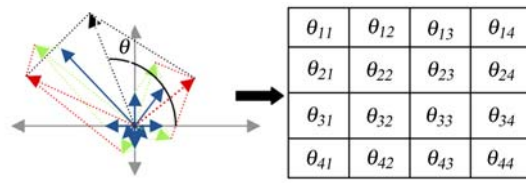


图2 由子区域直方图计算得到的角度

Fig.2 Angles computed from sub-region orientation histogram

足两个条件:第一,每一个角度都要平均分布在角度空间 $[-180^\circ, +180^\circ]$ 内;第二,这些角度两两相互独立。接下来旨在找到一定数量符合上述两个条件的新角度。

首先检验角度 $\theta_{ij}$ 是否满足均匀分布条件。假设的角度 $\{\theta_{ij}; i, j=1, \dots, 4\}$ 由公式(1)计算得到:

$$\theta_{ij} = \arctan \left( \frac{\sum_{k=0}^7 \text{mag}_{ij}(k) \cdot \sin(\text{ori}_{ij}(k))}{\sum_{k=0}^7 \text{mag}_{ij}(k) \cdot \cos(\text{ori}_{ij}(k))} \right), \quad (1)$$

式中: $\text{mag}_{ij}(k)$ 和 $\text{ori}_{ij}(k)$ 分别是 $j^{\text{th}}$ 子区域直方图的 $k^{\text{th}}$ 分量梯度的幅值和方向。定义角度 $\theta_{ij}$ 为随机变量 $\Theta_{ij}$ <sup>[12]</sup>。由德国不莱梅大学康复机器人FRIENDIII视觉系统采集800幅机器人工作图像<sup>[13]</sup>,从中提取约 $10^6$ 个SIFT特征点用于估算每个角度的概率密度函数。将角度空间区域 $[-180^\circ, +180^\circ]$ 分为36个子区域,每 $10^\circ$ 为一个子区域,通过计算每个子区域的角度为 $\theta_{ij}$ 的特征点数目,可以得到变量 $\Theta_{ij}$ 的概率密度函数。计算结果显示,特征点中心的子区域角度,称之为中心角度,集中分布在 $0^\circ$ 附近;而特征点边缘的子区域角度,称之为边界角度,则在 $[-180^\circ, +180^\circ]$ 角度空间区域内呈现均匀分布。因此只有边界角度满足均匀分布条件。

然后验证所提出的角度 $\theta_{ij}$ 是否满足两两相互独立条件。采用皮尔逊积矩相关系数法<sup>[14]</sup>度量每两个角度之间的相关性,两个变量的皮尔逊积矩相关系数由两个变量之间的协方差和标准差的商计算得到。假设两个随机变量分别为 $X, Y$ ,它们的期望值和方差分别为 $\mu_x, \mu_y, \sigma_x$ 及 $\sigma_y$ ,则这两个变量的皮尔逊积矩相关系数为:

$$\rho_{xy} = E[(X - \mu_x)(Y - \mu_y)] / \sigma_x \sigma_y, \quad (2)$$

其中, $E[\cdot]$ 是期望值算子。每两个角度 $\alpha, \beta$ 之间的相关系数是由从所测试图像中提取的 $10^6$ 个SIFT特征点计算得出的,计算公式如下:

$$\rho_{\Phi} = 10^6 \cdot \frac{\sum_{i=1}^{10^6} ((\alpha_i - \mu_{\alpha})(\beta_i - \mu_{\beta}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{10^6} (\alpha_i - \mu_{\alpha})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{10^6} (\beta_i - \mu_{\beta})^2}} \quad (3)$$

计算结果显示,由相邻的子区域方向直方图计算得到的角度是高度相关的;而非临近子区域方向直方图计算得到的角度没有或只有很低的相关性。因此,在 16 个角度中,最多且只有 4 个角度满足两两相互独立条件。

最终选定 4 个角点角度:  $\phi_1 = \theta_{11}, \phi_2 = \theta_{14}, \phi_3 = \theta_{41}$ , 及  $\phi_4 = \theta_{44}$ , 作为扩展的 SIFT 特征点角度, 来表征 SIFT 特征描述符的方向属性。

### 2.3 快速 SIFT 特征匹配方法

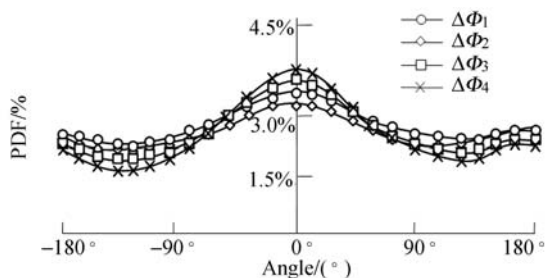
在 SIFT 算法特征匹配阶段,根据上一节计算得到的 4 个 SIFT 特征点扩展角度信息,通过限制原目标图像与待识别图像特征点的匹配范围,提出快速 SIFT 特征匹配方法。

SIFT 特征点的 4 个角度组成一个 4-维随机角度向量  $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4\}$ , 对特征点之间每一个可能的特征匹配,构造一个随机向量差:

$$\Delta\Phi_{ij} = \Phi_i - \Phi_j \quad (4)$$

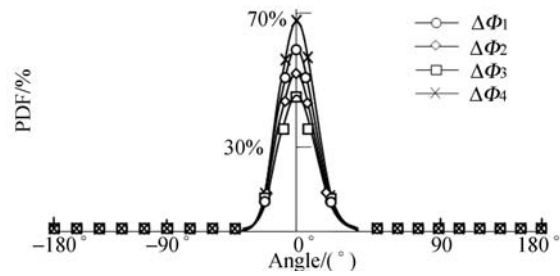
由此得到 2 个 SIFT 特征点之间的 4 个随机向量差  $\{\Delta\Phi_{11}, \Delta\Phi_{22}, \Delta\Phi_{33}, \Delta\Phi_{44}\}$ 。对 2.2 节 800 幅图像进行测试实验,分别得到正确匹配和错误匹配的向量差  $\Delta\Phi_{ij}$  的概率密度函数(Probability Density Function, PDF),如图 3 所示。

对于不同的匹配结果,向量差  $\Delta\Phi_{ij}$  表现出不同的特性:对于错误的匹配,两个相关角度是独立的,因此  $\Delta\Phi_{ij}$  是均匀分布的;而对于正确的匹配,因为正确匹配的特征点具有相同的 SIFT 特征描述符,则向量差  $\Delta\Phi_{ij}$  的 PDF 集中在一个趋于 0 的小范围附近。具有 95% 的正确匹配特征点的  $\Delta\Phi$



(a) 错误匹配点角度向量差的概率密度函数

(a) PDF of vector difference for mismatching angles



(b) 正确匹配点角度向量差的概率密度函数

(b) PDF of vector difference for correct matching angles

图 3 向量差概率密度函数

Fig. 3 PDFs of vector differences

分布在  $[-36^\circ, 36^\circ]^4$  内,而只有 15% 的错误匹配特征点分布在这一区间。因为可能的匹配是平均分布在 4-维角度空间  $[-180^\circ, 180^\circ]^4$  中的,则在  $[-36^\circ, 36^\circ]$  内的可能匹配概率等于  $(72/360)^4 \cdot 100\%$ 。SIFT 特征点被存储在 4-维表格中,每个单元格的 SIFT 特征点仅和特定单元格的特征点进行比较,要求所选取的匹配特征点之间必须存在一个小于预设阈值  $36^\circ$  的角度向量差。这种方法有效简化了原 SIFT 算法的计算复杂程度,保证了算法的实时性。

### 3 基于图像尺度因子的 SIFT 特征匹配方法

在应用改进 SIFT 算法进行目标识别时,当目标发生局部遮挡,旋转,尺度变化,弱光照等情况时,能够获取的 SIFT 特征点数目减少,识别准确率降低。为了实现多变背景下的快速目标识别,在提高 SIFT 算法速度的同时,必须保证 SIFT 算法的鲁棒性。本节提出基于图像尺度因子的 SIFT 特征匹配方法,其使用适当机制确定目标图像的尺度因子,并在该尺度因子引入的约束范围内筛选目标的正确匹配特征点。

对目标图像和待识别图像分别进行尺度变换,获取不同尺度下图像的 SIFT 特征点子集。对特征子集进行分层排列,组成两列不同尺度下的目标图像与待识别图像的特征点子集序列。所有进行比较的特征点子集之间必须具有相同的比例系数,定义为  $v$ ,通过公式(5)计算:

$$v = 2^{\alpha_1} / 2^{\alpha_2} \quad (5)$$

其中  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别为目标图像和待识别图像子集

所在序列的层数。假设分别对目标图像和待识别图像进行 4 次尺度变换,将原始图像定义为第 0 层,则计算步骤如图 4 所示。

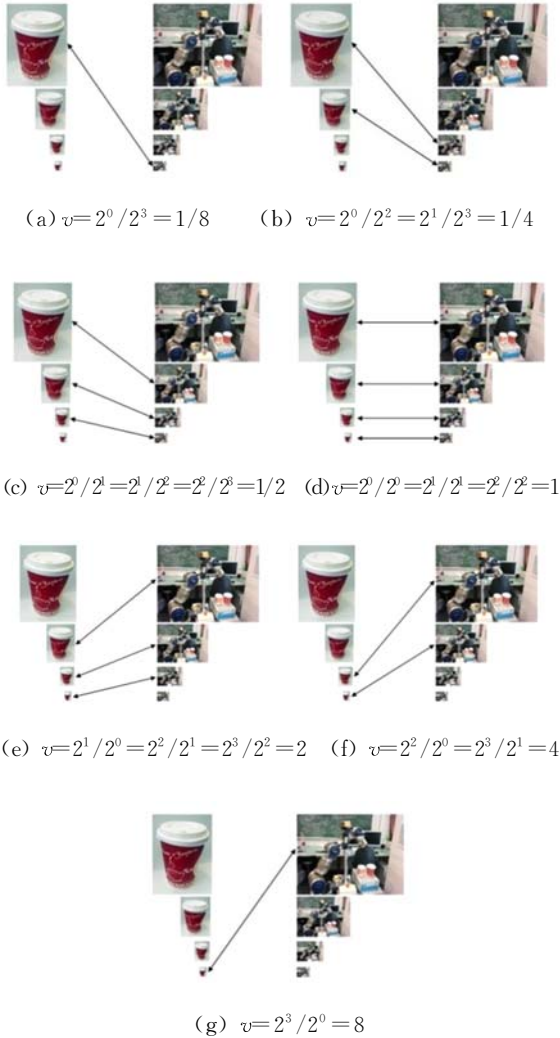


图 4 计算尺度因子的步骤

Fig. 4 Steps of calculating scale factor

在每一步中,正确匹配特征点总数是由相对应的一组特征点子集对儿决定的,应用一个适当的移位索引系数对正确匹配特征点进行索引:

$$k = o_1 - o_2. \tag{6}$$

移位索引系数  $k$  可能为正数,负数或者零,当正确匹配总数最多时,得到最优索引系数  $k_{opt}$  以及相对应的尺度因子:

$$S = 2^{k_{opt}}. \tag{7}$$

下面从数学角度实现提出的方法,定义一个尺度比直方图  $F(x)^{[15]}$ :

$$F(x) = \begin{cases} \sum_{j=0}^x R(M_1^{n-1-x+j}, M_2^j) & x < n \\ \sum_{i=0}^{j=n-1} R(M_1^{n-1-x+j}, M_2^j) & n \leq x < m \\ \sum_{i=0}^{j=m+n-2-x} R(M_1^{n-1+j}, M_2^{m-1+j}) & x \geq m \end{cases}, \tag{8}$$

其中  $R(M_i^j, M_2^j)$  是目标图像特征点集合  $M_i^j$  的第  $i$  个子集与待识别图像特征点集合  $M_2^j$  的第  $j$  个子集之间的正确匹配特征点数目,  $x$  是为了简化上述公式而引入的改进移位索引值:

$$x = \text{int}(k + \frac{n+m-1}{2}). \tag{9}$$

当最优索引系数  $K_{opt} = \text{argmax}(F(k)) = 1$  时,尺度比直方图  $F(x)$  达到最大值,相应最佳尺度因子  $S = 2^{k_{opt}} = 2$ 。最佳移位索引值定义了一个正确匹配范围,在该范围之外的所有匹配,包括一些正确匹配,都将被排除。应用随机抽样一致算法 (RANDOM SAmple Consensus, RANSAC)<sup>[16]</sup>,在正确匹配域中筛选出属于待识别目标的 SIFT 特征匹配对,并综合仿射变换参数,计算得到最佳匹配的变换矩阵,应用这种方法有效地减少了错误匹配。

最后需要恢复被错误排除的正确匹配。在利用最近邻和次近邻特征点的比值进行特征匹配时,存在一定数量的正确匹配被排除在 Lowe 提出的阈值范围外,而减小最近邻和次近邻特征点欧式距离的比值,可以有效地恢复正确匹配特征点数目。本文将最近邻和次近邻特征点距离限定在一个特定范围进行查询,以增加次小距离的方法来减小这一比值。为了更好地解释这个方法,假设目标图像特征点  $F_1^i$  与待识别图像特征点  $F_2^j$  为最近邻特征点,同时  $F_2^k$  是特征点  $F_1^i$  的次近邻特征点,那么查询下一个次近邻特征点  $F_2^l$  只在与  $F_2^j$  同一尺度的图像内进行,具体过程如图 5 所示。

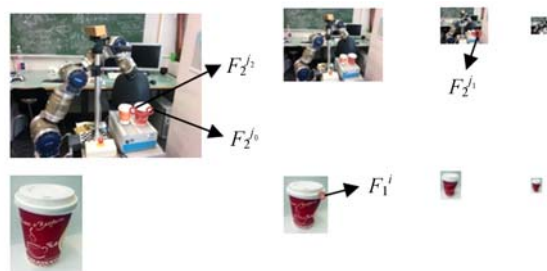


图 5 在限定范围内查询次近邻特征点

Fig. 5 Searching the second nearest feature in limiting area

由于  $d_3(F_1^i, F_2^j) \geq d_2(F_1^i, F_2^j)$ , 使得最近邻和次近邻特征点欧式距离的比值保持下面关系:

$$d_1(F_1^i, F_2^j) / d_2(F_1^i, F_2^j) \geq d_1(F_1^i, F_2^j) / d_3(F_1^i, F_2^j) \quad (10)$$

因此, 通过限制次近邻特征点查询区域可以减小最近邻和次近邻特征点欧氏距离的比值, 从而有效增加了正确匹配特征点的数量。本节提出的改进 SIFT 特征匹配方法, 可以在保证目标图像发生仿射变形, 光照变化以及噪声干扰等情况下目标识别的鲁棒性。

#### 4 目标识别实验与结果

将改进 SIFT 算法应用于德国不莱梅大学康复机器人 FRIENDIII 视觉伺服系统, 辅助机器人完成为用户提供喝咖啡服务的任务。通过分辨率为  $1\ 024\ \text{pixel} \times 768\ \text{pixel}$  的双目视觉相机, 获取原咖啡杯图像和咖啡杯发生相机视角变化, 局部遮挡, 旋转, 弱光照等情况下的图像, 作为测试系

统的输入。改进的 SIFT 算法应用 VC++ 语言编写, 通过 Visual Studio 2012 软件编译。实验计算机配置为: Intel Core2 CPU, 2. 6GHz, 2G 内存。表 1 为原 SIFT 算法与改进 SIFT 算法在上述 4 种情况下进行目标识别的时间比较。

表 1 多变背景下采用改进 SIFT 算法与原 SIFT 算法目标识别时间比较

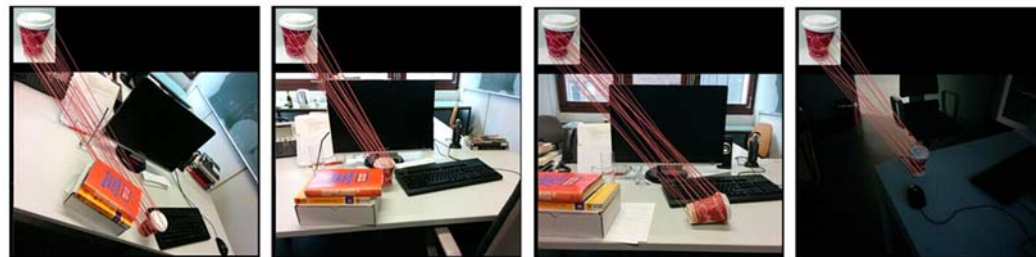
Tab.1 Comparison of computation speed using improved SIFT and original SIFT in multiple varying background (s)

多变背景情况	原 SIFT 算法	改进 SIFT 算法
视角变化	0.150	0.093
局部遮挡	0.190	0.112
目标旋转	0.170	0.103
弱光照	0.220	0.132

实验结果表明, 目标识别平均速度提升了 40%, 图 6 为应用原 SIFT 算法与改进 SIFT 算法在多变背景下测试识别咖啡杯效果的对比实验。



(a) 原 SIFT 算法视角变化情况下目标识别效果 (b) 原 SIFT 算法局部遮挡情况下的目标识别效果 (c) 原 SIFT 算法目标旋转情况下的目标识别效果 (d) 原 SIFT 算法弱光照情况下的目标识别效果  
 (a) Recognition results by using original SIFT in viewpoint change condition (b) Recognition results by using original SIFT in external occlusion condition (c) Recognition results by using original SIFT in object rotation condition (d) Recognition results by using original SIFT in weak illumination condition



(e) 改进 SIFT 算法视角变化情况下的目标识别效果 (f) 改进 SIFT 算法局部遮挡情况下的目标识别效果 (g) 改进 SIFT 算法目标旋转情况下的目标识别效果 (h) 改进 SIFT 算法弱光照情况下的目标识别效果  
 (e) Recognition results by using improved SIFT in viewpoint change condition (f) Recognition results by using improved SIFT in external occlusion condition (g) Recognition results by using improved SIFT in object rotation condition (h) Recognition results by using improved SIFT in weak illumination condition

图 6 原 SIFT 算法与改进 SIFT 算法在多变背景下的目标识别结果

Fig.6 Recognition results by using original SIFT and improved SIFT algorithms in multiple varying background condition

实验结果表明,改进 SIFT 算法在快速完成目标识别任务的同时,保证了目标识别鲁棒性。

## 5 结 论

本文提出一种改进的 SIFT 方法。该方法根据 SIFT 特征点的大小以及角度属性将特征点进行扩展分类,从而简化了算法的计算复杂程度,提

高了 SIFT 算法的运算速度。在特征点匹配阶段,提出基于图像尺度因子的 SIFT 特征匹配方法,有效增加了正确匹配数量。将改进算法应用于德国不莱梅大学康复机器人 FRIEND III 视觉伺服系统中,实验结果表明:应用改进的 SIFT 算法增强了目标识别的鲁棒性,且平均识别速度提升 40%,保证了在多变背景下的目标识别效率。

### 参考文献:

- [1] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints, cascade filtering approach [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] YANG J C, YU K, GONG Y H, *et al.*. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, 1794-1801.
- [3] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1): 105-119.
- [4] 贾平,徐宁,张叶.基于局部特征提取的目标自动识别[J].*光学精密工程*,2013,21(7):1898-1905.
- JIA P, XU N, ZHANG Y. Automatic target recognition based on local feature extraction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(7): 1898-1905. (in Chinese)
- [5] 赵立荣,朱玮,曹永刚,等.改进的加速鲁棒特征算法在特征匹配中的应用 [J].*光学精密工程*,2013, 21(12):3263-3271.
- ZHAO L R, ZHU W, CAO Y G, *et al.*. Application of improved SURF algorithm to feature matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12): 3263-3271. (in Chinese)
- [6] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptor [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004, 2: 506-513.
- [7] 纪华,吴元昊,孙宏海,等.结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法[J].*光学精密工程*,2009,17(2):439-444.
- JI H, WU Y H, SUN H H, *et al.*. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(2): 439-444. (in Chinese)
- [8] CHARIOT A, KERIVEN R. GPU-boosted online image matching [C]. *in Proceeding of the 19th Conference on Pattern Recognition*, 2008, 1-4.
- [9] SILPA-ANAN C, HARTLEY R. Optimised KD-trees for fast image descriptor matching [C]. *in Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008, 1-8.
- [10] FARAJ A, DANIJELA R D, AXEL G. Speeded up image matching using split and extended SIFT features [C]. *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP 2010)*, 2010, 287-295.
- [11] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Society, CVPR 2005*, 886-893.
- [12] SABDI A, HASHEMI H, NADER E S. On the PDF of the sum of random vectors [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2000, 48(1): 7-12.
- [13] Assistantrobot FRIENDIII[EB/OL]. [2014-01-16] <http://www.iat.uni-bremen.de/sixcms/detail.php?id=555>
- [14] XU W T, HUNG Y S, NIRANJAN M, *et al.*. Asymptotic mean and variance of gini correlation for bivariate normal samples [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2010, 58(2): 522-

534.

- [15] NEUMANN L, MATAS J. Text localization in real-world images using efficiently pruned exhaustive search [C]. 2011 *International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR*,

2011, 687-691.

- [16] CHUM O, MATAS J. Optimal randomized RAN-SAC [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(8):1472-1482.

**作者简介:**

聂海涛(1986—),男,吉林长春人,博士研究生,2009年于吉林大学获得学士学位,主要从事电子学控制与图像处理方面的研究。Email: kelek2@126.com

**导师简介:**

龙科慧(1958—),女,吉林长春人,研究员,博士生导师,1982年于长春理工大学获得学士学位,1988年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事航天相机调焦系统的方面的研究。Email: long\_kh@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)