

基于余弦核函数的 SIFT 描述子改进算法

丁理想, 何 川, 李书杰

(合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009)

摘 要: 原始的 SIFT 特征描述子维数较高, 包含较多的冗余数据, 因而在各类应用中需要耗费较多的时间。文中考虑到 SIFT 描述子内部梯度向量之间的关系, 采用基于余弦核函数的核主成分分析法对 SIFT 特征描述子进行降维操作。首先, 提取样本图像的 SIFT 特征描述子, 利用余弦函数生成核主成分矩阵, 提取其主方向上的投影矩阵; 然后, 利用该投影矩阵对新采集的描述子进行降维操作。实验中采用图像匹配的方式比较描述子性能, 实验表明: 该算法可以有效降低特征描述子的维数; 同时, 在不降低匹配准确率的情况下, 能够获得比 SIFT 多的匹配点, 而且时间性能显著提高。

关 键 词: 模式识别; 图像配准; 特征描述子; 主成分分析法; 余弦核函数

中图分类号: TP 391.41

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2017030373

文献标识码: A

文 章 编 号: 2095-302X(2017)03-0373-09

An Improved SIFT Descriptor Based on Cosine Kernel Function

DING Lixiang, HE Chuan, LI Shujie

(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei Anhui 230009, China)

Abstract: The SIFT descriptor has been widely used in the field of computer vision thanks to its various invariant attributes; however, its high dimensionality results in redundant data and makes it time-consuming for application. Therefore, a novel algorithm, considering the inner relationship between gradient vectors in SIFT descriptor, is presented in this paper, which utilizes the principal component analysis method based on cosine kernel function. First, a principal component matrix, which is used to compute the principal direction of the projection matrix, is generated by using cosine kernel function to extract SIFT descriptors from the sample images. Then, the projection matrix is applied to the dimensionality reduction of the SIFT descriptors from the new images. In the experiment, we evaluate the performance of descriptors by means of image matching. The results indicate that our method can efficiently reduce the dimensionality and also obtain more matches without sacrificing the matching accuracy and meanwhile improve time performance.

Keywords: pattern recognition; image registration; local descriptor; principal component analysis; cosine kernel function

特征描述子用于描述图像中具有显著的特征, 通常量化为多维向量的形式, 其作为计算机视觉的基础研究内容, 被广泛应用于目标识别、

图像配准、场景理解、三维重建等诸多领域。其中, 最普遍的应用是在图像匹配领域: 在图像匹配算法中, 描述子的可靠性直接影响不同点之间

收稿日期: 2016-07-22; 定稿日期: 2017-01-16

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20120111110003)

第一作者: 丁理想(1991-), 男, 安徽宿州人, 硕士研究生。主要研究方向为计算机视觉、图像处理。E-mail: leedingx@163.com

通信作者: 李书杰(1983-), 女, 安徽滁州人, 讲师, 博士。主要研究方向为基于视频和图像的快速建模。E-mail: lisjhfut@hfut.edu.cn

相似度的计算结果；反之，图像特征点匹配的结果也同样反映特征描述子性能的优劣。

迄今，关于特征描述子的研究很多。例如：侯毅等^[1]提出了一种 GIFT 描述子，该描述子本质为多特征尺度不变特征。该算法首先利用 2D Gabor 滤波器进行特征点检测，而后使用初级视觉感知模型的方法进行改进，从而有效地减少了特征冗余，并且更加符合视觉感知特性。杨恒和王庆^[2]提出了一种新的不变特征点检测和描述算法。该算法首先检测 Harris 角点，然后以其为中心，再利用差分高斯空间，检测出图像中的特征点，最后基于梯度的距离和方向直方图，获得一个 64 维的特征描述子。该算法能够有效利用 Harris 角点信息，提高了特征点检测的鲁棒性，并且生成的描述子维数较低，使得时间性能得以提升。RUBLEE 等^[3]在 BRIEF 描述子的基础上，提出一种新的快速二值描述子——ORB。ORB 描述子在 BRIEF 的基础上，为每个特征点描述子添加主方向，使其具备旋转不变性。同时采用贪婪穷举法，去除相关度较低的点。该算法具有很好的时间性能，且具有旋转不变性，但无法满足尺度不变性和光照不变性。

在诸多描述子中，最经典、最广为使用的是 LOWE^[4]提出的 SIFT 描述子。该描述子获得的匹配点数量多，且具有良好的尺度不变性、仿射不变性、旋转不变性和亮度不变性等，使得该描述子具有较好的鲁棒性。SIFT 描述子的提出，在某种程度上已成为图像匹配领域乃至计算机视觉领域发展的重要里程碑。该算法的主要思想是，首先通过差分高斯空间，找出图像中的特征点；之后通过特征点周围像素的梯度向量，生成特征点的描述子，该描述子高达 128 维。蒋建国等^[5]基于运动预测，在运动视频相邻帧之间建立 SIFT 特征点对，实现在摄像机旋转运动时对目标的快速检测。王斌^[6]提出利用不变的傅里叶变换的区域形状描述子，可以应用于图像检索。该算法对图像的形状像素矩阵进行两次傅里叶变换，形成图像区域形状描述子，该描述子具有较高的精确度。在 SIFT 描述子提出之后，有很多优秀的描述子提出，但是对于描述子的不变性方面，SIFT 描述子具有优越的性能，在匹配的鲁棒性和普适性仍然具有一定优势。例如局部聚合描述子^[7] (aggregating local descriptors)就是对 SIFT 描述子的有效应用。

文献[7]提出一种有效的图像整体描述子，在图像检索的同时，能够快速地在超大规模的图像库准确的找出检索图像。其算法通过 k-mean 算法聚合图像中的 SIFT 描述子，形成码书。再利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)，将图像码书降维成一个 20 字节的码字，从而形成一个准确且体积很小的整体图像描述子。该算法能够有效地将 SIFT 描述子应用于图像检索，并取得较好的实验结果。

然而，SIFT 算法尚存在不足之处，主要表现在：算法过程复杂，时间性能较差，无法满足应用系统的实时性需求等方面。因此，在 SIFT 的改进研究中，衍生出许多围绕 SIFT 描述子的时间性能进行改进的算法。例如：BAY 等^[8]提出了 SURF 算法，该算法考虑到 SIFT 描述子在差分高斯空间生成和极值点检测的过程中时间性能不好的情况，采用海森矩阵的方法提取图像中的特征点，并使用海尔特征的方法提取特征点的主方向，从而生成特征描述子。该算法的运算速度是 SIFT 的 3 倍以上，并且在多幅图像的配准中具有较高鲁棒性。不过，该算法在尺度、旋转和模糊不变性的表现上不如 SIFT 描述子^[9]。

另外，针对 SIFT 特征描述子维数较高的问题，很多学者提出对其进行降维的解决方案。其中，比较有效的是 PCA-SIFT^[10]算法。该算法使用 PCA 提取 SIFT 描述子中的主要成分，通过 PCA 能够简单有效地降低 SIFT 特征描述子的维数。然而，PCA 主要针对降维数据线性降维，而 SIFT 特征描述子数据并非呈现出线性分布特征。因此，PCA-SIFT 算法提取主成分的时候存在结果不准确的问题，从而影响到图像匹配性能的好坏。

总之，以上几个算法在对 SIFT 改进的同时，都不同程度地摒弃了描述子中的一些有用信息。因此，经这些算法改进后的描述子，在用于匹配时获得的匹配点对数要比 SIFT 少。而理论上，如果能够准确去除描述子中的冗余信息，会使得描述子结构更加紧凑，不仅会有助于提高匹配准确率，同时也会增加匹配点的个数。

本文在研究 SIFT 特征描述子内部向量之间的关系后，提出了一种准确去除冗余信息的降维方法。该算法的核心思想是利用基于余弦核函数的核 PCA 对 SIFT 特征描述子进行降维：首先将原始的 SIFT 特征描述子映射到一个角度相关的隐式空

间, 再利用核 PCA 提取更加准确的主成分。实验采用图像匹配的方式, 针对不同描述子进行性能的比较和评价。实验表明本文算法在图像匹配实验中, 获取的匹配点个数比原始 SIFT 描述子多 30%, 准确度也高于原始 SIFT 描述子, 并且各个方面的性能超过 PCA-SIFT 算法, 同时由于维数的降低, 其在应用中的时间复杂度也得到进一步改善。

1 SIFT描述子概述

SIFT 描述子, 即尺度不变描述子, 由 David G Lowe 在 1999 年首次提出, 在 2004 年形成完善算法, 并将其应用在目标识别的研究中。SIFT 算法可以概括地分为特征点的检测和特征点描述子的生成, 前一部分通过检测算法找出图像中的特征点坐标信息, 后一部分根据梯度向量信息生成特征点描述子。SIFT 算法的最突出的贡献就是给出一种优秀的特征描述子, 该描述子具有良好的尺度、旋转、光照和模糊不变性, 使得每一个特征点具有良好的唯一性和鲁棒性。总之, SIFT 算法的核心思想是: 利用差分高斯空间检测特征点, 并通过寻找特征点的主方向和特征点周围 64 个像素的梯度向量生成 SIFT 描述子。

给定一幅图像, $I(x, y)$ 表示该图像中点 (x, y) 的像素值, 首先给出以下 2 个定义:

定义 1. 差分高斯空间

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, \sigma) - G(x, y, k\sigma)] * I(x, y) \quad (1)$$

其中, $G(x, y, \sigma)$ 为高斯函数; σ 为尺度参数; $*$ 为卷积运算。

定义 2. 梯度向量

图像中点 (x, y) 的梯度向量的模定义为

$$m(x, y) = \sqrt{[I(x+1, y) - I(x-1, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y-1)]^2} \quad (2)$$

该点的梯度向量的方向定义为

$$\alpha = \tan^{-1} \left\{ \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \right\} \quad (3)$$

SIFT 算法的前半部分旨在检测图像中的特征点: 首先将图像转换成灰度图像并使用线性插值将原图的尺寸扩大一倍, 以获得更多细节。然后对扩大后的图像进行差分高斯滤波, 通过设置不同的尺度参数, 得到差分高斯金字塔。一般来说,

生成的差分高斯空间一共有 4 组, 每组 5 幅图像。之后在差分高斯空间中, 计算灰度值在对应尺度的 8 邻域和相邻尺度的 9 邻域中最大或者最小的位置点, 并将其定义为极值点, 具体过程如图 1 所示。最后, 去除极值点中的低对比度点和高边缘响应点, 而后得到特征点位置信息。

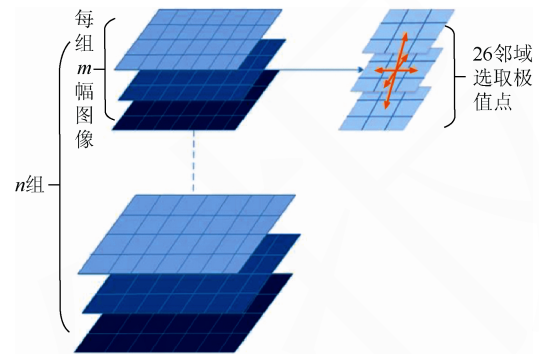


图 1 SIFT 特征点检测示意图

SIFT 算法的后半部分则为每个特征点生成特征描述子: SIFT 特征描述子由图像梯度向量信息生成, 该向量可以表征像素周围几何信息变化的强度和方向, 如式(2)、(3)所示。SIFT 描述子利用特征点周围 8×8 区域的像素点的梯度向量信息, 建立 64 个向量的梯度直方图, 确定特征点的主方向, 然后将 64 个向量归一化到主方向。经调整之后的 64 个梯度向量, 组成了最终的 128 维特征描述子。

SIFT 特征描述子维数较高, 使得其独特性很好, 且具有良好的尺度、旋转、仿射、模糊和光照不变性。但是, 描述子中也存在较多的冗余数据, 不但影响了配准的准确性, 也使得 SIFT 特征描述子在实际应用中时间性能不佳。

2 基于余弦核函数的改进算法

为了去除 SIFT 特征描述子中的冗余信息, 文献[10]提出了利用 PCA 对其进行降维。但是, 由于 PCA 的局限性, 使其不能够准确地去除冗余信息。

本文根据 SIFT 特征描述子的内部构成, 提出了利用核 PCA 对描述子进行降维的方法, 通过合理的核函数将特征向量组成的特征空间映射到一个隐式的空间中去, 并在新的空间中对样本进行降维操作, 从而获得 SIFT 描述子中更为准确的主成分。其主要步骤如图 2 所示。

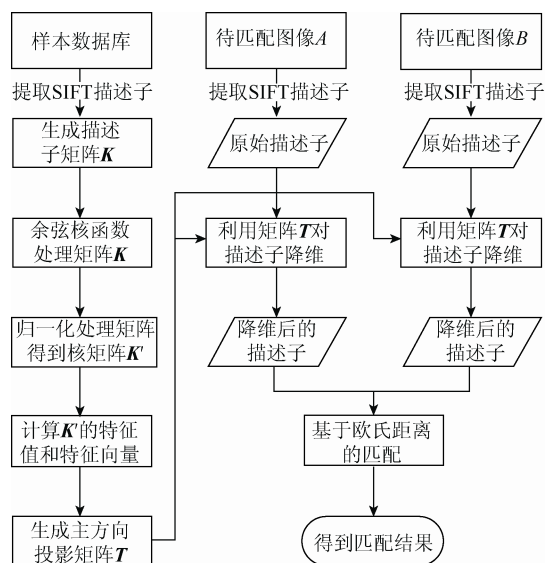


图2 本文算法具体流程

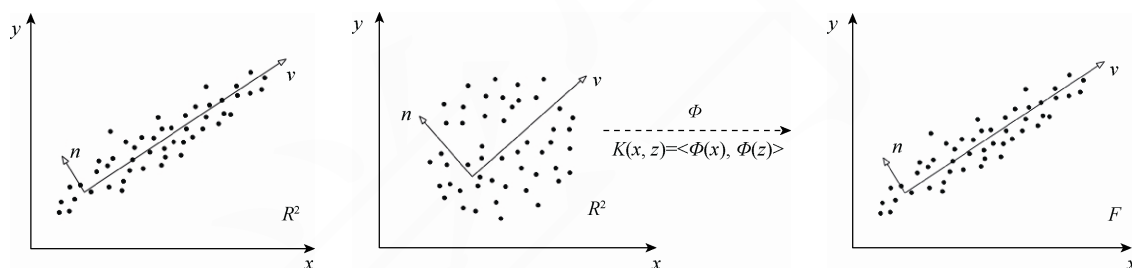
2.1 核主成分分析

PCA 是一种基础的数据降维方法,其通过对角化样本数据 $X_k (k=1,2,\dots,l)$ 的协方差矩阵得到主方向上的投影矩阵。其中,协方差

$$C = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l X_j X_j^T \quad (4)$$

在新矩阵中,通过计算矩阵 C 的特征值,将较大的特征值对应的特征向量定义为主成分。根据需要降维的位数 n ,提取前 n 个较大特征值对应的特征向量组成特征投影矩阵 M ,再利用 M 将新采集的数据进行降维映射得到新的低维数据 D 。

一般来说,如果在原始空间中数据之间是线性相关的,那么通过 PCA 能够得到较好的结果。如图 3(a)中所示,当数据之间存在线性相关性时 PCA 算法效果良好。但是很多时候,数据在原始空间中不是线性相关的。如果直接利用线性 PCA,不能够很好地提取其中的主要方向。针对此问题, SCHÖLKOPF 等^[11]提出利用核函数 Φ ,将原始数据映射到隐式空间 F 中去,使数据在新的隐式空间 F 中的相关性变强。通过引入核函数,在隐式空间 F 中能够更好地利用 PCA 提取样本数据的主成分,具体过程如图 3(b)所示。



(a) 线性 PCA 算法

(b) 核 PCA 算法

图3 线性 PCA 算法和核 PCA 算法寻找主成分方向投影的过程

而在 SIFT 算法中,描述子的维数过高,影响其时间性能,成为 SIFT 在实际应用中的障碍。在生成描述子的过程中,采集的梯度向量信息都位于特征点的 8×8 邻域中,由于这些像素点离特征点的欧式距离很近,导致很多像素点具有相近的梯度向量,很多重复信息会使得 SIFT 描述子存在很多冗余数据。另一方面,由于 128 维的描述子是由梯度向量生成的,所以描述子内部的梯度向量之间的线性相关度不高,因此利用 PCA 算法会出现图 3(b)中左图的情况,从而导致提取的主成分不精确。所以需要利用核函数将原始空间中的描述子映射到一个隐式空间中去,再使用 PCA 去除冗余信息。

在使用核 PCA 的时候,其核函数的选取直接决定数据的映射空间,选取一个好的核函数能够

使数据之间相关性更好。因此,需要找出一个好的核函数,将样本图像的特征点描述子映射到一个更加符合数据特征的隐式空间中去,并在隐式空间中提取特征描述子的主成分。

在获得原始的样本数据之后,利用非线性映射把 s_i 映射到高维空间中去,则 s_i 在高维空间中的样本记为 $\Phi(s_i)$, $\Phi(s_i)$ 的协方差矩阵记为 C' 。

根据泛函知识可知: $\Phi(s_i)$ 的维数是无法知道的,而且隐式维空间中的样本也没有归一化,所以无法直接求出隐式维空间中的主成分。因此需要通过核函数进行处理,求得得到样本数据在隐式空间中的特征矩阵的主成分。

2.2 核函数选取 Φ

核函数的基本功能是将原始数据映射到相应的高维空间中,因在 SVM 算法^[12]中的广泛应用,

使得其在计算机研究领域受到重视。常见的几种核函数包括线性核函数、多项式核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数和复合核函数等, 不同的核函数会将原始数据映射到不同结构的高维空间中去。

尽管核函数应用广泛, 不过对于如何选取合适的核函数, 目前还是一个开放性问题, 一般需要根据不同数据的内部结构选择合理的核函数。本文研究的 SIFT 描述子, 其数据形式本质上由 64 个向量组成的。为了更好地体现向量之间的联系, 将原始数据映射到一个与角度相关的空间中。因此, 本文使用余弦核函数对原始数据进行处理。在之前的研究中, 由 CRISTIANINI 等^[13]将余弦核函数应用于聚类, 也是考虑了原始数据中向量之间的角度关系。余弦核函数是一种基于多项式核的核函数, 其表达式为

$$\tilde{k} = \frac{k(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{\sqrt{k(\mathbf{x}, \mathbf{x})k(\mathbf{y}, \mathbf{y})}} \quad (5)$$

其中, $k(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 为原始的多项式核函数, 其表达式为

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (a(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + b)^d \quad (6)$$

其中, d 为多项式核函数的维数。实验中, a 和 b 的缺省值分别为 1 和 0, d 则基于不同的数据集通过实验对比取最优值。

该核函数将低维中的两个向量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$, 映射到一个和余弦值相关的高维空间中去。一般来说, 余弦值更能够表述两个向量之间的关系, 从而利用此核函数进行计算得到主成分矩阵。考虑到 SIFT 描述子在生成过程中, 诸多向量间复杂的关系, 本文选取式(5)中的余弦核函数, 而非选择式(6)中的多项式核函数。

2.3 提取主成分矩阵

首先, 提取样本图像数据中的所有 SIFT 特征描述子 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_t\}$, 其中 t 为采集到的特征点个数。假设 $\Phi(s_i)$ 为 s_i 在高维空间中的样本, 记 $\Phi(s_i)$ 的协方差矩阵为 C' 。

根据核 PCA 原理可知, 需要生成特征向量在隐式空间中可以求取的特征矩阵。本文采用余弦核函数生成可以求取的特征矩阵 K , 此时的矩阵 K 并没有归一化, 无法进行 PCA。因此, 需要对式(5)中的 K 进行归一化操作, 即

$$K' = (K - TK - KT + TKT)_{ij} \quad (7)$$

其中, K 为特征矩阵; T 为单位矩阵。根据式(7), 得到原始数据在余弦核函数映射之后的矩阵 K' ,

然后对该矩阵进行 PCA。最后求出此矩阵的特征值, 按照从大到小的顺序, 取其中前 55 个特征值对应的特征向量(55 为实验获得的经验值), 组成一个 55×128 的矩阵 T , 作为原始数据的主方向投影矩阵。

2.4 降维及匹配的过程

通过上述方法, 得到样本图像的主方向投影矩阵 T 之后, 就需要对新图像的 SIFT 描述子进行降维操作。假设有两幅待匹配的图像 A 和 B , 先生成两幅图像中所有特征点的描述子, 将投影矩阵 T 和每个描述子 s_i 相乘, 即可得到一个固定维数 n 的向量 s'_i , 作为特征点新的描述子, 即

$$s'_i = T \times s_i \quad (8)$$

其中, T 的维数 n 即为降维的维数, 取经验值 55。因而, 最终得到的新描述子是一个维数仅为 55 的向量, 该向量去除了原始 SIFT 描述子中的冗余数据, 同时使得有用的性质(比如各种不变性)得以保留。通过以上步骤, 完成对原始 SIFT 描述子的有效改进。

3 实验结果

为了比较改进前后 SIFT 描述子的性能, 本文采用图像匹配的方法进行评价。图像匹配的方法直接比较不同图像中相同特征点的描述子信息, 而且方便直观地观察, 同时又具有详细地评价指标, 因而具有很好地评价效果。

实验中采用 INRIA 提供的标准图像数据库, 且未对图片进行任何预处理。实验环境是 Matlab 2016b, SIFT 算法实现使用 VLFeat 库^[14]。实验中, 将本文算法、原始 SIFT 算法和 PCA-SIFT 算法 3 种 SIFT 相关算法进行比较。如图 4 所示, 3 组图像为实验中随机抽取一部分匹配结果实例图。第 1 列为 PCA-SIFT 的匹配结果, 第 2 列为 SIFT 算法匹配结果, 第 3 列为本文算法匹配结果。图 4 中, 黑色直线代表正确匹配点的匹配, 橙色直线代表错误匹配点的匹配。

为了探究核子空间的维数, 即式(6)中的参数 d , 对本文算法的影响, 实验选取图像数据库中所有图像, 在同类别中进行匹配比较。随机抽取其中 3 组数据集, 分别将其同类图像相互匹配点总数的结果取平均值, 绘制其总的匹配点数量随参数 d 的变化趋势图, 如图 5 所示。同时, 绘制 3 组数据集在降维匹配两个过程中, 所消耗时间的平均值随参数 d 的变化趋势图, 如图 6 所示。

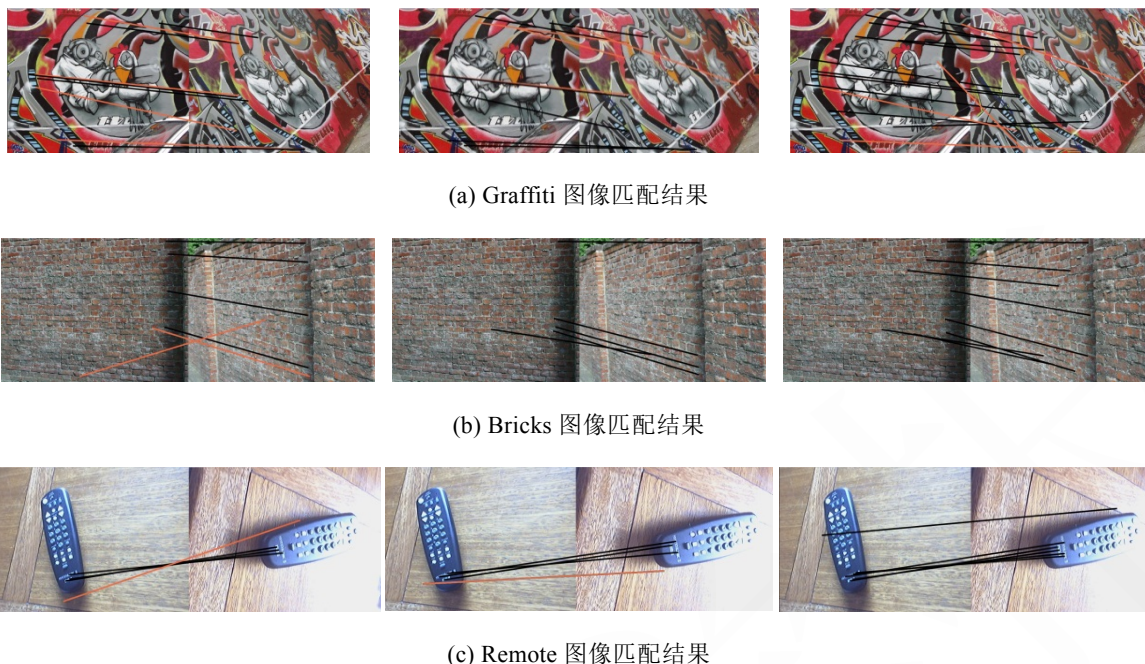
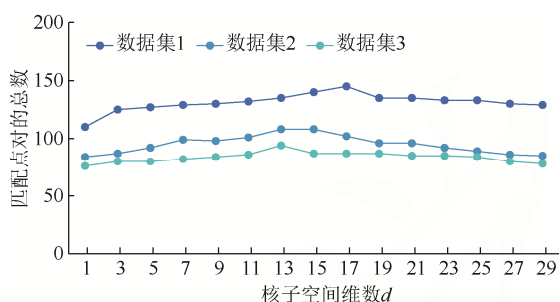
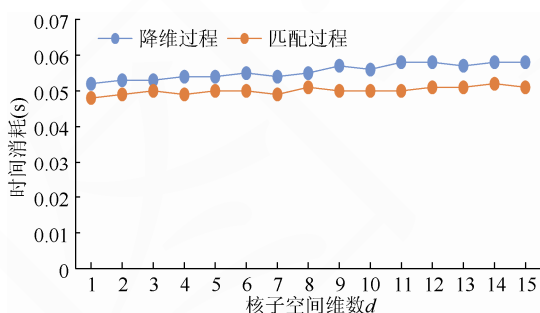


图 4 PCA-SIFT、SIFT 和本文算法的匹配结果比较

图 5 匹配点对总数随核子空间维度 d 变化趋势图图 6 降维和匹配过程耗时随核子空间维度 d 变化趋势图

由图 5~6 可知, 当核子空间维数 d 逐渐增大时, 匹配点总数呈现出先逐渐增加后逐步减小的趋势, 并在某个维数附近达到最大值; 同时, 随着 d 的增大降维过程的耗时缓慢增大, 但匹配过程的耗时基本持平。进一步分析可以得出以下结论: 得到 SIFT 描述子后, 在对其进行余弦核函数进行维度映射时, 存在着最优的核子空间维数,

使得在匹配时能够得到较多的匹配候选点对; 不同的图像类别数据集, 一般拥有不同的最佳核子空间维度; 同时, 降维过程的时间会随核子空间的维度 d 的增加缓慢增加, 且不影响匹配时间(由 PCA 最终降到的维数决定)。

因此, 针对不同的数据库, 计算出各自最优的核子空间维数, 进行余弦核函数映射, 从而应用到实验中。

3.1 匹配性能评价指标

本文采用多个指标对本文算法、SIFT 和 PCA-SIFT 算法进行评价, 具体如下:

(1) 匹配率(matching rate): 用于评价算法检测到的特征点数量以及描述子的多样性, 其定义为算法获得匹配点对的数量与可能最大匹配点对的数量的比值, 该数值越大越好。

$$\text{matching_rate} = \frac{\text{total_matches}}{\min(f(I_1), f(I_2))} \quad (9)$$

其中, total_matches 为 2 幅图像中匹配点对的总数; $f(I_1)$ 和 $f(I_2)$ 分别为 2 幅图像中检测出的特征点总数。

(2) 匹配准确率(precision): 用于评价描述子的各项不变性的性能。匹配准确率定义为正确匹配点对的数量与所有匹配点对的数量的比值。该指标直观地反映了获得匹配点对中的正确匹配率, 该数值越大越好。

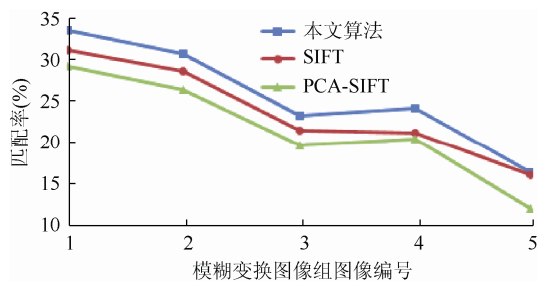
(3) 匹配时间效率: 评价算法的匹配速度。

(4) 具体匹配图像例: 直观比较匹配性能。

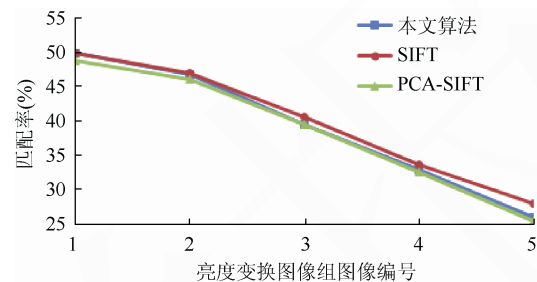
3.2 多样性分析

匹配率是指在两幅图像中检测到匹配点对的数量与可能的最大匹配点对的数量的比值, 直观地反映了算法获得匹配点对的性能, 同时也能够体现匹配算法的整体性能。图 7 给出了标准图像数据库中, 在相同匹配阈值的条件下, 每组图像

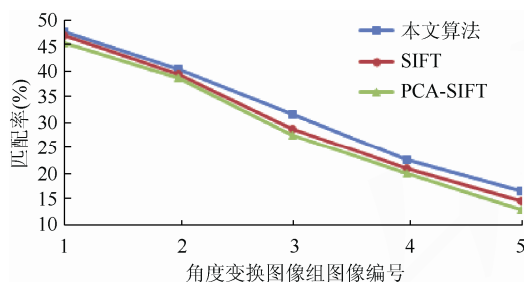
在尺度变换、光照变换、旋转变换、视角变换以及模糊变换等条件下, 本文算法、SIFT 算法和 PCA-SIFT 算法的匹配率变化曲线。标准图像数据库中每一组匹配图中都有几幅随着不同变化阈值的情况下生成的图片, 所以表格中横坐标为每组图像中的图像编号, 也就能反映在变化阈值不断改变的情况下匹配率变化情况。



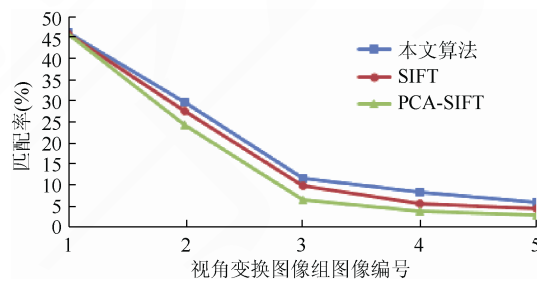
(a) 模糊变换情况下匹配率变化趋势



(b) 亮度变换情况下匹配率变化趋势



(c) 角度变换情况下匹配率变化趋势



(d) 视角变换情况下匹配率变化趋势

图 7 不同变换情况下匹配率的趋势分布图

由图 7 可知, 在模糊变化的情况下, 本文算法的匹配率明显高于 SIFT 算法, 而 PCA-SIFT 算法的表现最差。这说明在随着模糊参数变化的情况下, 本文算法的描述子具有非常好的表现。而在视角变化和图片角度变化的情况下, 本文算法略优于 SIFT 算法, 同时也比 PCA-SIFT 要高, 证明了本文提出的描述子具有比 SIFT 更好地旋转不变性和仿射不变性。而在亮度变化的情况下, 本文算法获取的匹配点对数比 SIFT 略低, 而比 PCA-SIFT 高, 因此可知本文算法在光照不变性方面还有待提升。此外, 通过统计, 计算出本文算法在每组实验中, 平均比 SIFT 算法获得的匹配点对数要高出 32%。而且在图 4 的匹配实例图中, 可以看到本文算法获得的匹配点对数要明显高于另外两个算法。

综上所述, 在大部分情况下, 本文算法可以获得比 SIFT 更高的匹配率; 在所有情况下, 匹配率都比 PCA-SIFT 要高。由此可知, 本文算法在获得匹配点对的性能上是表现最好的。

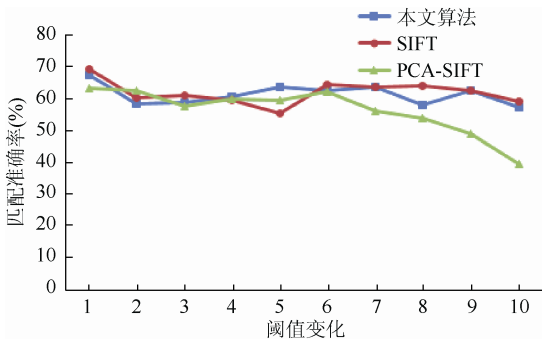
3.3 准确度分析

在比较准确性的时候, 本文采用的是最直观的正确率比较的方法。在标准图像组中, 有一些变化阈值较小图像之间, 通过以上 3 种匹配算法得到的准确率都高于 99%, 而实验中比较的 3 种算法都有一个共有的匹配阈值的设定。因此, 本文采用每组图像中变化较大的图像之间进行匹配, 通过改变匹配阈值的方法, 生成匹配准确率变化表, 具体变化如图 8 所示。

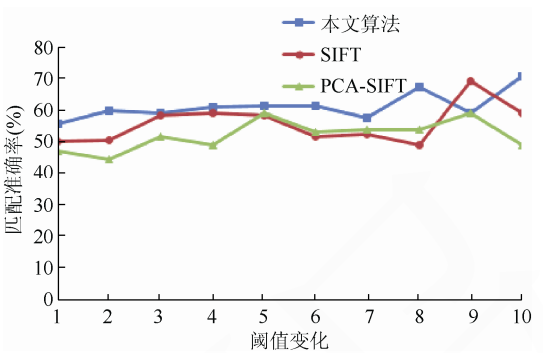
通过图 8 可知, 在亮度变化的情况下, 本文算法的准确率高出 SIFT 和 PCA-SIFT 算法。而在模糊变化和视角变化的情况下, 本文算法准确率与 SIFT 基本持平, 而且都比 PCA-SIFT 的准确率高。只有在角度变化的情况下, 本文算法准确率比 SIFT 和 PCA-SIFT 要略低。因此可以得出结论, 本文算法的准确度要高于 PCA-SIFT, 且和 SIFT 算法基本持平。且在图 4 的匹配实例图中, 可以看到本文算法在获得较多匹配点对的情况下, 错

误匹配点个数也没有明显增加，在图 4 的实例图

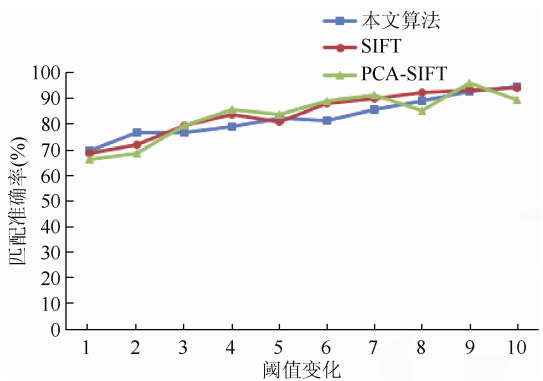
中本文算法的准确率略高于其他算法。



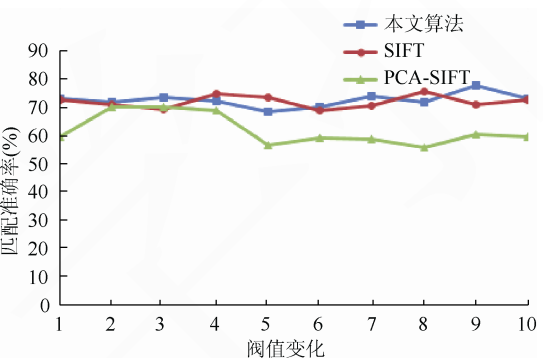
(a) 模糊变化图像匹配准确率趋势图



(b) 亮度变化图像匹配准确率趋势图



(c) 角度变化图像匹配准确率趋势图



(d) 视角变化图像匹配准确率趋势图

图 8 阈值变化情况下图像匹配准确率趋势图

由此可见，本文算法在获得更多特征点的同时，没有增加错误匹配点，其算法准确率较高。

3.4 时间效率分析

实验中，通过计算标准图像数据库中所有同类图像之间匹配的平均时间，来比较本文算法和 SIFT 算法的时间性能。由于 PCA-SIFT 算法和本文的算法在降维的维数相同时，二者时间复杂度相同，因此这里不再对比二者的时间性能。如下表 1 所示的 3 组实验，其中，vl_sift 函数的时间表示检测并生成原始描述子的时间，cosine_pca 函数表示进行余弦核函数变换所需要的时间，vl_ubcmatch 函数的时间表示两幅图像之间匹配所花费的时间，total_time 为 cosine_pca 和 vl_ubcmatch

的耗时总和，speed-up 为加速比值。由表 1 中 3 组实验可知，本文算法和 SIFT 算法在 vl_sift 函数的使用时间上几乎一样，但是在包含核 PCA 操作和匹配的总时间上，本文算法比 SIFT 算法提高了 36% 以上。需要特别指出的是，cosine_pca 是针对样本图像数据的操作，只需要进行一次求解得到主成分矩阵，并可以存储到本地文件。因此，当待匹配图像的规模很大时，该操作所耗费的时间可忽略，此时更能说明本文算法对 SIFT 描述子在时间性能上的改进。

综上，本文算法使用余弦核函数对 SIFT 降维操作，在降低 SIFT 描述子维度的同时，改善了 SIFT 描述子的性能算法。

表 1 本文提出算法与 SIFT 时间性能比较

实验 编号	本文算法					SIFT 算法				
	vl_sift	cosine_pca	vl_ubcmatch	total_time	speed-up	vl_sift	cosine_pca	vl_ubcmatch	total_time	speed-up
1	0.580 s	0.029 s	0.026 s	0.055 s	38.20%	0.580 s	0.000 s	0.089 s	0.089 s	0.00%
2	0.800 s	0.094 s	0.091 s	0.185 s	36.43%	0.790 s	0.000 s	0.291 s	0.291 s	0.00%
3	0.590 s	0.028 s	0.027 s	0.055 s	36.78%	0.580 s	0.000 s	0.087 s	0.087 s	0.00%

4 总 结

SIFT 描述子因具有诸多不变性等优点, 被广泛应用于计算机视觉领域。文献[4]中首次提出了 SIFT 算法, 但是由于在提取梯度向量时, 未对其中的重复信息进行筛选, 使得描述子中存在较多冗余信息, 从而导致 SIFT 描述子维数较高, 成为其在实时应用中的阻碍。本文提出了一种基于余弦核函数的方法, 用于提取出 SIFT 描述子中的主成分, 能够有效去除 SIFT 特征描述子中的冗余信息。其基本思想是: 首先, 利用 SIFT 算法提取样本图像中的描述子; 然后, 利用余弦核函数将 SIFT 描述子映射到隐式空间中去, 在隐式空间中使用 PCA 提取主成分, 生成主方向投影矩阵; 最后, 根据提取的主方向投影矩阵, 对新图像中提取的 SIFT 特征描述子进行降维操作。因此, 只需选取合适的核函数, 就能够在其对应的隐式空间中, 准确地提取 SIFT 特征描述子的主成分, 去除其中冗余信息。

经过对实验结果的分析, 可以看到, 本文算法在相同图片和相同匹配阈值的情况下能够获得更多的匹配点, 并且使用的时间较少, 同时匹配的准确度也得到进一步提高。本文算法是对 SIFT 描述子的一种有效改进。

进一步的研究, 将围绕本文算法对基于图像的建模技术以及在鱼眼图像和全景拼接中的应用, 同时进一步探索核函数在图形图像领域的应用。

参 考 文 献

- [1] 侯毅, 周石琳, 雷琳, 等. 基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法[J]. 电子学报, 2012, 41(6): 1146-1152.
- [2] 杨恒, 王庆. 一种新的局部不变特征检测和描述算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(5): 935-944.
- [3] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//ICCV'11 Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2011: 2564-2571.
- [4] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] 蒋建国, 吴晖, 齐美彬, 等. 摄像机旋转运动下的快速目标检测算法[J]. 图学学报, 2012, 33(3): 97-101.
- [6] 王斌. 一种不变的基于傅立叶变换的区域形状描述子[J]. 电子学报, 2012, 40(1): 84-88.
- [7] Jégou H, PERRONNIN F, DOUZA M, et al. Aggregating local image descriptors into compact codes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1704-1716.
- [8] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [9] LOU J, GWUM O. A comparison of sift, pca-sift and surf [J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4): 143-152.
- [10] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C]//CVPR'04 Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2004: 506-513.
- [11] SCHÖLKOPF B, SMOLA A, MÜLLER K R. Kernel principal component analysis [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 1997: 583-588.
- [12] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [13] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J, KANDOLA J S. Spectral kernel methods for clustering [C]//Neural Information Processing Systems 14. Cambridge: MIT Press, 2001: 649-655.
- [14] VEDALDI A, FULKERSON B. VLFeat: an open and portable library of computer vision algorithms [C]//MM'10 Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia. New York: Association for Computer Machinery Press, 2010: 1469-1472.