

多方向多尺度 Gabor 特征表示及其匹配算法

周德龙¹, 张捷², 朱思聪¹

(1. 浙江工业大学计算机科学与技术学院, 浙江杭州 310023; 2. 浙江工业大学设计艺术学院, 浙江杭州 310023)

摘 要: Gabor 滤波是众所周知的一类特征提取方法, 在机器视觉等领域得到了广泛研究和应用. 本文提出了一种多方向多尺度 Gabor 特征表示、提取以及其匹配算法. 多方向多尺度 Gabor 特征通过使用一组不同尺度和不同方向的 Gabor 滤波器对图像进行滤波, 而后将滤波结果在各个滤波方向按尺度大小排序后连接而成. 本文进一步提出了循环向量的概念, 并将两个多方向多尺度 Gabor 特征相似度重新定义为一个多方向多尺度 Gabor 特征和对应的多个循环向量之间最大值. 实验结果表明, 本文提出的多方向多尺度 Gabor 特征不仅具有平移不变性、旋转不变性、尺度不变性, 也展现出优秀的局部特征表示能力以及显著的鉴别力.

关键词: 局部特征; 循环向量; 多方向多尺度 Gabor 特征; Gabor 滤波器组; 相似度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)09-1998-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.09.026

Multi-directional and Multi-scale Gabor Feature Representation and Its Matching Algorithm

ZHOU De-long¹, ZHANG Jie², ZHU Si-cong¹

(1. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310023, China;

2. School of Design, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310023, China)

Abstract: Gabor filtering is a well-known feature extraction method, which has been widely studied and applied in the field of machine vision. This paper presents a new multi-directional and multi-scale Gabor feature representation, extraction and its matching algorithm. By using a set of Gabor filters with different scales and different directions to filter an image, the filtered results in each direction are reorganized in the order of the scales and concatenated into a multi-directional and multi-scale Gabor feature. We further propose the concept of cyclic vectors and redefine a similarity measure for multi-directional and multi-scale Gabor features as the maximum similarity value between one feature vector and the corresponding cyclic vectors. Our experimental results show that the proposed descriptor not only has the characteristics of translational invariance, rotational invariance, and scale invariance, but also embody the good feature representation ability and the significant discriminative strength for the local region descriptors in image.

Key words: local feature; cyclic vector; multi-directional and multi-scale Gabor features; Gabor filter bank, similarity

1 引言

局部特征在图像配准、目标识别、图像检索和视频数据检索等领域都具有广阔的研究和应用前景^[1,2]. 局部特征中最著名的是 Lowe^[3]提出的尺度不变特征变换算法 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT), 随后, 各种针对 SIFT 改进的方法也如雨后春笋般不断涌现^[4,5]. 此外, 科研人员也提出了其它一些有名的局部特征提取算法^[6-8]. Gabor 滤波也是一种局部特征提取算法. 自

从一维 Gabor 滤波器推广到二维以来^[9], 许多学者对采用 Gabor 滤波来提取图像特征的方法进行了卓有成效的研究^[10]. 如詹曙等^[11]将 Gabor 特征和字典结合进行图像识别, 在多个公共数据库中验证了其有效性. 刘军等^[12]利用局部二值模式从多尺度多方向 Gabor 响应中提取纹理信息并在 FERET 数据库上的对人脸识别性能进行了有效性验证. 侯毅等^[13]利用 Gabor 滤波器组提取多特征尺度不变特征, 在标准数据集上取得优于 SIFT 方法的特征匹配率和鲁棒性. 此外, Gabor 特征在

如角点检测、纹理分割、图像融合等领域也得到了成功应用^[14,15]。

然而,在图像旋转和缩放情形下,多方向多尺度 Gabor 特征向量的鉴别力会急剧下降,从而造成系统性能的下降.针对这个问题,我们提出了循环向量的概念和新的对应相似度计算方法.本文提出的多方向多尺度 Gabor 特征提取、表示以及匹配算法具有平移、方向以及尺度不变性.多方向多尺度点特征表示和相应的匹配算法相结合,可以获得良好的局部特征表示能力以及卓越的鉴别力.

2 图像点的多方向多尺度特征表示

Gabor 滤波是提取局部特征的基本操作,本文选择如下二维 Gabor 核函数形式^[10]:

$$\psi_i(\mathbf{x}) = \frac{k_i^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_i^2 \mathbf{x}^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(j\mathbf{k}_i \cdot \mathbf{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

其中, $\mathbf{k}_i = \begin{pmatrix} k_{ix} \\ k_{iy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}$, $k_v = 2^{-\frac{v+2}{2}} \pi$, $\varphi_u = u \frac{\pi}{8}$, $i = u + 8v$.

对图像进行 Gabor 滤波,需要设计好 Gabor 滤波模板.我们预先设计一组有 M 个方向、 N 种尺度的多方向多尺度滤波器组,其滤波模板共有 MN 个,用符号 \mathbf{H}_{mn} ($m=0, \dots, M-1; n=0, \dots, N-1$) 表示第 m 个方向、第 n 个尺度的滤波模板.

定义 1 设 g_{mn}^{ij} 表示将模板 \mathbf{H}_{mn} 中心对准图像像素 (i, j) 位置进行滤波所得到的值,则将所有模板对该图像点进行滤波后的值按方向有序组合成一个 MN 维向量,该向量就是该图像点的多方向多尺度特征表示:

$$\mathbf{g}^{ij} = [g_{00}^{ij}, \dots, g_{0N-1}^{ij}, \dots, g_{M-10}^{ij}, \dots, g_{M-1N-1}^{ij}] \quad (2)$$

3 特征向量之间的相似度计算

为了提高多方向多尺度 Gabor 特征向量的鉴别力,本文进一步提出了一种多方向多尺度点特征向量的相似度计算方法.我们先对循环向量进行定义.

定义 2 假设 \mathbf{g}^{ij} 为对应图像像素 (i, j) 处的多方向多尺度点特征向量 (M 个方向, N 种尺度),定义 \mathbf{g}^{ij} 的 M 个循环向量如下:

$$\begin{cases} \mathbf{g}_0^{ij} = (g_{00}^{ij}, \dots, g_{0N-1}^{ij}, \dots, g_{M-1N-1}^{ij})^T \\ \vdots \\ \mathbf{g}_k^{ij} = (g_{k0}^{ij}, \dots, g_{kN-1}^{ij}, \dots, g_{k-1N-1}^{ij})^T \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{M-1}^{ij} = (g_{M-10}^{ij}, \dots, g_{M-1N-1}^{ij}, \dots, g_{M-2N-1}^{ij})^T \end{cases} \quad (3)$$

为了选择较佳的相似性度量准则,我们针对复数特征向量的实部、虚部和复数特征向量的模分别计算各相似度值进行评估.评价相似性度量性能的指标值

为最终获得的准确匹配点对数(见图 1 及表 1).

表 1 bus 图像上各相似性度量下获得的准确匹配点对数

类型	复数的实部	复数的虚部	复数的模
方向余弦	123	108	143
欧氏距离	83	70	82
曼哈顿距离	102	76	91
切比雪夫距离	13	8	10

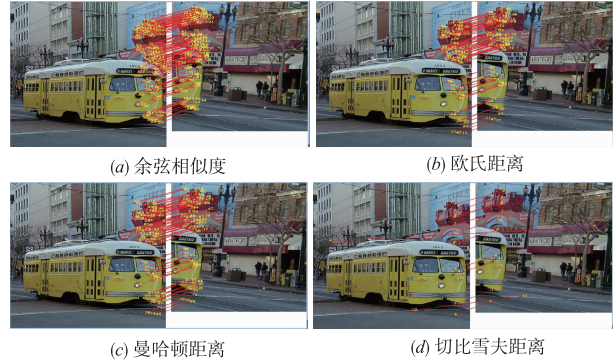


图 1 不同度量准则下匹配效果

测试结果表明采用余弦相似度综合性能最佳,曼哈顿距离次之,切比雪夫距离效果最差.本文据此选择方向余弦作为相似性度量方法.

定义 3 假设 \mathbf{g}^{ij} 、 \mathbf{g}^{pq} 分别为对应图像像素 (i, j) 和 (p, q) 的两个多方向多尺度点特征向量, \mathbf{g}_k^{ij} 为 \mathbf{g}^{ij} 的第 k ($k \in \{0, \dots, M-1\}$) 个循环向量,那么这两个多方向多尺度点特征向量之间的相似度定义为 \mathbf{g}^{pq} 与 \mathbf{g}^{ij} 的 M 个循环向量 $\mathbf{g}_0^{ij}, \dots, \mathbf{g}_{M-1}^{ij}$ 之间相似度值的最大值.

第 k 个循环向量 \mathbf{g}_k^{ij} 与 \mathbf{g}^{pq} 之间相似性计算公式为:

$$s(\mathbf{g}_k^{ij}, \mathbf{g}^{pq}) = \frac{\mathbf{g}_k^{ij} \cdot \mathbf{g}^{pq}}{\|\mathbf{g}_k^{ij}\| \times \|\mathbf{g}^{pq}\|}$$

将其展开后得到:

$$s(\mathbf{g}_k^{ij}, \mathbf{g}^{pq}) = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} g_{mn}^{ij} g_{mn}^{pq}}{\sqrt{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (g_{mn}^{ij})^2 \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (g_{mn}^{pq})^2}} \quad (4)$$

其中, $t = (m+k) \% M$.

图像点 (p, q) 和 (i, j) 之间的相似度计算公式为:

$$s(\mathbf{g}^{ij}, \mathbf{g}^{pq}) = \max(s(\mathbf{g}_0^{ij}, \mathbf{g}^{pq}), \dots, s(\mathbf{g}_{M-1}^{ij}, \mathbf{g}^{pq})) \quad (5)$$

为了对匹配效果进行评估,我们作了如下定义:

定义 4 提取同名点对准确率(Precision)定义为:

$$\text{Precision} = n_p / \min(n_r, n_u) \quad (6)$$

式中, n_p 表示准确匹配的同名点对数, n_r 、 n_u 分别表示参考图像和待配准图像中感兴趣点数.

4 仿真实验

实验所用彩色图像均先转换为灰度图像,所用 Gabor 滤波器组具有 5 种尺度,8 个方向,其中参数 $\sigma =$

2π . 图像滤波时边界采用 0 填充,为了消除边界 0 填充所造成的影响,角点检测^[16]以后所有落在 3×3 边界像素邻域内的角点将被清除.

4.1 图像平移、旋转、缩放时算法稳定性测试

采用 lena 图像生成了 1 幅平移图像、11 幅旋转图像和 4 幅放大图像,旋转和缩放时采用 bicubic 插值方式. 典型配准图效果如图 2 所示.

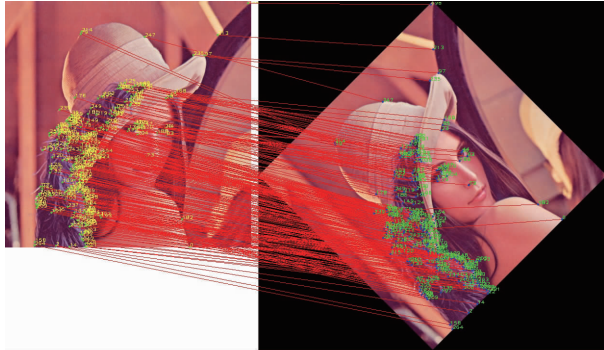


图2 特征的旋转不变性

表 2 记录了所有上述图像实验数据,该表最后一列是依据式(6)计算的提取同名点对准确率.

表 2 平移、旋转和缩放不变性实验数据

项目	调整数据	感兴趣点数		同名 点对数	准确率		
		参考图像	待配准图像				
平移 (像素)	x 轴:150	683	433	420	97.00%		
	y 轴:150						
5.625	573					388	67.71%
11.25	505					97	19.21%
16.875	448					270	60.27%
22.5	659					487	73.90%
33.75	592					64	10.81%
45	280					190	67.86%
56.25	608					46	7.57%
78.75	506					68	13.44%
90	683					604	88.43%
101.25	505					72	14.26%
168.75	506					95	18.77%
缩放 (倍)	1.1					718	563
	1.2	750	214	31.33%			
	1.3	839	62	9.08%			
	1.4	866	19	2.78%			

从表 2 中平移实验数据行可以看出,所提取同名点对准确率高达 97%,表明算法具有平移不变性. 旋转情况稍微复杂,旋转角分别 0° 、 22.5° 、 45° 、 90° 时同名点对准确率大于 67.86% 以上,离得越远同名点对准确率越低. 这种现象可以从滤波器的设计中进行解释,因为滤波器也是按照 8 个方向进行设计的,每个滤波器方位角间隔正好是 22.5° ,越与滤波器方向一致的旋转角度得到的同名点对准确率越高,反之则越低. 总体上看,所获

得的同名点对数都在 46 对以上,这些数据支撑了算法具有旋转不变性. 缩放情况下,根据放大系数的逐步增加,算法的同名点对准确率从 82.43% 一直下降到 2.78%,尽管仍有多达 19 对正确匹配的同名点对,但比例越大算法性能下降也越严重.

4.2 算法的适用性测试

实验所用为风景图、遥感图和具有复杂背景的 7 幅图像,并生成旋转 168.75° 的待匹配图像. 由于旋转角度和 Gabor 滤波器方位角相差 $\frac{\pi}{16}$,该旋转角度下准确率应该较低. 这可在表 2 中得到验证,在该旋转角度下确实有较低的准确率 18.77%. 因此,在该条件下对其它图像进行测试所获得的结果具有较好的代表性和说服力. 表 3 列出了实验结果和准确率.

表 3 算法的适用性实验——应用于多类图像的旋转配准

类型	图像尺寸	感兴趣点数		同名 点对	准确率
		参考图像	待配准图像		
气泡	451 × 500	1879	1809	184	10.17%
稻草	313 × 492	838	803	137	17.06%
遥感	758 × 885	270	1127	56	20.74%
月球	636 × 380	778	614	168	27.36%
风景	570 × 800	2000	2000	245	12.25%
红土	599 × 599	812	760	115	15.13%
芦苇	600 × 800	776	314	67	21.34%

表 2 中 lena 图旋转 168.75° 所得准确率为 18.77%,表 3 中准确率在 10.17% ~ 27.36% 之间. 表 3 中同名点对准确率数据分布符合我们预期,匹配点对数最少为 56 对,最多则有 245 对. 算法的旋转不变性在上述不同图像中依然得到了很好的展现,说明该算法具有较好的泛化能力.

4.3 本文方法与 SIFT 算法的对比

该实验采用的测试图像主要是风景图和建筑图等 多类图像,各匹配图像对之间只有少部分内容相似. 实验结果对比所用 SIFT 算法为 David Lowe 所写程序 (<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>).



(a)本文算法 (b)SIFT算法
图3 本文算法与SIFT算法的比较

图 3 是分别采用本文算法和 SIFT 算法所得同名点对匹配效果图,通过观察可知没有误匹配同名点对,对于其它 5 对图像也可以得到相同结论. 显然,如果两幅

图像之间具有较多的相同内容,那么获得的同名点对数会比较多,准确率自然也较高.图 3(两幅屋顶图像重复内容多)反映了该现象,本文方法得到了 396 对同名点对,准确率为 84.43%;SIFT 方法得到同名点对数为 121,准确率 32.7%.因此,不论哪种方法都获得了较多的同名点对数和较高准确率.

表 4 本文算法与 SIFT 方法比较

名称	图像尺寸	感兴趣点数		同名点对数		准确率	
		本文方法	SIFT	本文方法	SIFT	本文方法	SIFT
大钟	380 × 507	964	1246	214	186	26.45%	14.93%
	380 × 507	809	1357				
巴士	293 × 375	1018	887	143	96	16.27%	13.28%
	255 × 333	879	723				
校景	400 × 300	767	632	236	121	36.07%	19.15%
	400 × 300	643	855				
建筑	256 × 256	484	760	327	158	91.60%	21.47%
	256 × 256	357	736				
屋顶	355 × 266	506	384	396	121	84.43%	32.70%
	355 × 266	469	370				
木香	375 × 260	1847	1316	526	367	29.99%	28.90%
	252 × 375	1754	1270				

表 4 列出了本文算法与 SIFT 方法的对比实验结果.实验中可观察到,图像越平滑或者两幅图像之间重复内容越少,则所获得的同名点对数越少,准确率越低.如表 4 中的大钟图和公交车图例子,本文方法准确率分别为 26.45% 和 16.27%,SIFT 方法为 14.93% 和 13.28%.反之,图像越复杂或者两幅图像之间重复内容越多,所获得的同名点对数越多,准确率越高.表 4 中除屋顶图像外,木香花图像是图像内容复杂的一个例子,本文方法准确率为 29.99%,SIFT 方法为 28.9%.从表 4 中还可以得出最后一个结果:在上述不同图像的同名点对匹配实验中,本文算法和 SIFT 方法均能取得满意的性能表现,所有同名点对没有误匹配现象发生.总体上本文算法在同名点对数量和准确率上超越了 SIFT 算法,其胜负比例是 6:0.

5 结论

本文提出了一种多方向多尺度 Gabor 特征表示、提取及匹配算法,核心思想是通过有序组合不同尺度和不同方向的 Gabor 滤波特征来表示图像点,利用循环向量的方法计算两个向量之间的相似度.实验中分别利用经平移、旋转和放大图与原图像进行配准测试,证实了本文所提出的方法具有平移、旋转和尺度不变性;然后,通过选择风景图、遥感图和一些具有复杂背景的图像等进行旋转不变性实验,验证了本文方法具有良好的普遍适用性;最后,跟 SIFT 算法的比对显示该方法可获得更高的提取同名点对的准确率.

本文算法在如下两方面还需要进一步研究:其一是计算量非常大,需要寻找快速算法;其二是图像尺度变化的容忍度有限,超过 2 倍的尺度变化得到的同名点对数就会大大减少. Gabor 滤波在国内外已经历了较为深入的研究,本文提出的方法既展现出了多方向多尺度 Gabor 特征优秀的局部特征表示能力以及显著的鉴别力,也说明了 Gabor 特征仍有潜在的优异特性有待进一步开发利用.

参考文献

- [1] ARISTEIDIS S, CHRISTOS D, NIKOS P. Deformable medical image registration: a survey [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(7): 1153 - 1190.
- [2] Tuytelaars T, Mikolajczyk K. Localinvariant feature detectors: a survey [J]. Foundations & Trends in Computer Graphics & Vision, 2008, 3(3): 177 - 280.
- [3] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [4] 王峰, 尤红建, 等. 应用于多源 SAR 图像匹配的级联 SIFT 算法 [J]. 电子学报, 2016, 44(3): 548 - 554.
WANG Feng, YOU Hong-jian, et al. Cascade SIFT matching method for multi-source SAR images [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 548 - 554. (in Chinese)
- [5] 赵小强, 岳宗达. 基于局部二进制模式和图变换的快速匹配算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(9): 2156 - 2161.
ZHAO Xiao-qiang, YUE Zong-da. A fast matching algorithm based on local binary patterns and graph transformation [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(9): 2156 - 2161. (in Chinese)
- [6] CHEN J, SHAN S, et al. WLD: a robust local image descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1705 - 1720.
- [7] 张翔, 王诗淇, 张新峰, 等. 视频局部特征描述子的紧凑表示方法 [J]. 中国图象图形学报, 2018, 21(3): 390 - 395.
ZHANG Xiang, et al. Compact representation of video local feature descriptors [J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 21(3): 390 - 395. (in Chinese)
- [8] GUO Y L, et al. A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 116(1): 66 - 89.
- [9] DAUGMAN J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. Journal of the Optical Society of America A Optics & Image Science, 1985, 2(7): 1160 - 1169.
- [10] WISKOTT L, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analy-

- sis and Machine Intelligence, 1997, 9(7): 775 - 779.
- [11] 詹曙, 王俊, 杨福猛, 等. 基于 Gabor 特征和字典学习的高斯混合稀疏表示图像识别[J]. 电子学报, 2015, 43(3): 523 - 528.
ZHAN Shu, WANG Jun, et al. Gaussian mixture sparse representation for image recognition based on gabor features and dictionary learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(3): 523 - 528. (in Chinese)
- [12] 刘军, 景晓军, 孙松林, 等. 一种基于可变长起主导作用特征(VLDF)的人脸识别算法[J]. 电子学报, 2015, 43(3): 544 - 549.
LIU Jun, JING Xiao-jun, et al. A variable length dominant feature based algorithm for face recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(3): 544 - 549. (in Chinese)
- [13] 侯毅, 周石琳, 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, 2013, 41(6): 1146 - 1152.
HOU Yi, ZHOU Shi-lin, et al. Invariant feature with multi-characteristic scales using gabor filter bank[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(6): 1146 - 1152. (in Chinese)
- [14] 高华. Log-Gabor 梯度方向下的角点检测[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(6): 797 - 806.
GAO Hua. Corner detection using the log-Gabor gradient direction [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(6): 797 - 806. (in Chinese)
- [15] 李磊, 董卓莉, 等. 基于区域限制的 EM 和图割的非监督彩色图像分割方法[J]. 电子学报, 2016, 44(6): 1349 - 1354.
LI Lei, DONG Zhuo-li, et al. An unsupervised color image segmentation method based on region-constrained EM and graph cuts [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(6): 1349 - 1354. (in Chinese)

- [16] 章为川, 孔祥楠, 宋文. 图像的角点检测研究综述[J]. 电子学报, 2015, 43(11): 2315 - 2321.
ZHANG Wei-chun, KONG Xiang-nan, SONG Wen. Review of image corner detection algorithms[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(11): 2315 - 2321. (in Chinese)

作者简介



周德龙 男, 1966 年 12 月生于浙江义乌. 副教授、硕士生导师, 浙江工业大学计算机科学与技术学院. 主要研究方向为图像处理、机器学习等.
E-mail: zdl@zjut.edu.cn



张捷 女, 1970 年 6 月生于湖北公安. 实验师, 浙江工业大学设计学院. 主要研究方向为数据处理与分析等.



朱思聪 男, 1994 年生于浙江义乌, 硕士研究生, 浙江工业大学计算机科学与技术学院. 研究方向: 计算机视觉, 目标检测, 目标跟踪等.