

Contourlet 域目标不变特征提取

梅 雪¹ 夏良正²

(南京工业大学自动化与电气工程学院 南京 210009)¹ (东南大学自动化学院 南京 210096)²

摘 要 在基于形状的目标识别中,提取出鉴别力强并具有不变性的特征是至关重要的问题。多尺度几何分析具有多方向选择性和各向异性的特点,能够更有效地表示目标图像的局部特征,但这些变换本身不具备不变性,极大地限制了它在模式识别中的应用。利用图像广义矩的概念,提出了一种在 Contourlet 域具有平移、缩放及旋转不变性特征的描述子,该特征能精细地刻画目标区域的局部特性,并在位置、角度及尺寸变换情况下具有不变性,仿真实验验证了其不变性,并讨论了一般情况下,Contourlet 变换分解尺度对不同类目标间分离度的影响,为提取最具鉴别性的特征提供了有益的参考。

关键词 特征提取,多尺度几何分析,Contourlet 变换,不变性特征

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Object Invariant Feature Extraction in Contourlet Field

MEI Xue¹ XIA Liang-zheng²

(College of Automation & Electrical Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009, China)¹

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)²

Abstract Extracting features which are invariant and can discriminate targets with similar shape is one of key problems in shape-based target recognition. Multiscale geometric analysis(MGA) offers a high degree of directionality and anisotropy, which can express local features of objects more effectively. However, it is restricted greatly when used for object recognition because most of Multiscale geometric transforms are not invariant. A new feature descriptor which is invariant to the translation, scaling and rotation, was constructed in Contourlet field in this paper, which uses the idea of the image generalized moment. This method is specialized in extracting target local characters. Experimental results demonstrate the potential of Contourlet in feature extraction, and the features will not vary with translations, scaling and rotation. Furthermore, a study of the influence of using different decompose scale of Contourlet was carried out.

Keywords Feature extraction, MGA, Contourlet transform, Invariant feature

在基于图像识别的武器制导、工业视觉检测等应用中,常常需要准确鉴别具有相似形状的目标,因而如何从图像目标中提取最具鉴别力又具有不变性的特征,就成为要解决的至关重要的问题。

Candes, Donoho 和 Do 等著名学者提出的 Ridgelet, Curvelet 和 Contourlet 等非自适应多尺度几何分析^[1] (MGA) 方法,具有多方向选择性和各向异性的特点,能够更有效地捕捉和表示图像的局部特征,尤其是具有线奇异和曲线奇异等更高维的几何特征,对于图像的特征提取具有重要意义。近年来,很多学者在这方面进行了探索,Chen^[2] 和 He^[3] 分别提出利用 Ridgelet 和 Contourlet 变换进行汉字字符的识别,该方法获得了较高的识别率。但这些变换本身都不具有旋转、平移和尺度缩放的不变性,目标图像一些细微的变化就会造成特征值极大的改变,这一缺点使得多尺度几何分析方法在模式识别中的应用受到了极大的限制。不变矩方法是解决

图像特征不变性常用的方法,具有良好的稳定性,常用的如 Hu 矩、Legendre 矩、Zernike 矩和 Pseudo-Zernike 矩等^[4],但这些矩只能表示图像的全局信息,因此仅适用于分类具有显著差别的模式,而难以区分具有细微差别的相似模式。

本文利用图像广义矩的概念,构造了 Contourlet 域图像目标的不变特征(Contourlet Invariant Feature, CIF)描述子,该特征不仅具有不变性,而且具有 Contourlet 变换所具备的多分辨、局部性和多方向性,从而提高了对相近目标的鉴别能力。另外,通过仿真实验讨论了 Contourlet 变换尺度的选择对特征鉴别力的影响,该分析结果为我们在应用 Contourlet 变换进行特征提取时,如何选择分解尺度提供了有益的参考。

1 图像的广义矩

图像的矩具有明确的物理含义和简洁的数学形式,在图像的特征提取与目标识别中得到了广泛应用。设 $I(x, y)$ 是

到稿日期:2009-12-08 返修日期:2010-02-20 本文受国家自然科学基金项目(60805002),江苏省高校自然科学基金项目(09KJB510002),江苏省高新技术重点实验室项目(BM200701),南京工业大学学术基金项目(39710006)资助。

梅 雪(1975-),女,博士,副教授,主要研究方向为模式识别与计算机视觉、机器学习等,E-mail:mx@njut.edu.cn;夏良正(1942-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉与模式识别等。

图像的灰度分布函数,则它的 $(p+q)$ 阶广义矩 $M(p,q)$ 在笛卡儿坐标系 (x,y) 下可定义为

$$M(p,q) = \iint I(x,y)\phi_{pq}(x,y)dx dy \quad p,q=0,1,2\cdots \quad (1)$$

式中, $\phi_{pq}(x,y)$ 是上述变换的核函数,若将 $\phi_{pq}(x,y)$ 看作一组二维多项式基函数,而多项式空间 V_{pq} 是由 $\phi_{pq}(x,y)$ 生成的,即 $V_{pq} = \text{Span}\{\phi_{pq}\}$ 。从函数分析的观点来看, $I(x,y)$ 的 $(p+q)$ 阶广义矩 $M(p,q)$ 就是 $I(x,y)$ 在多项式空间 V_{pq} 的投影。将笛卡儿坐标系 (x,y) 转化为极坐标系 (r,θ) ,则 $M(p,q)$ 在极坐标下定义为

$$M(p,q) = \iint f(r,\theta)\phi_{pq}(r,\theta)rdrd\theta \quad p,q=0,1,2\cdots \quad (2)$$

若二维核函数 $\phi_{pq}(r,\theta)$ 变量可分离,且 $\phi_{pq}(r,\theta) = g_p(r)e^{-iq\theta}$,其中 $g_p(r)$ 是一维径向核函数,则式(2)可写为

$$M(p,q) = \iint f(r,\theta)g_p(r)e^{-iq\theta}rdrd\theta \quad p,q=0,1,2\cdots \quad (3)$$

若图像 I' 是图像按逆时针方向旋转 α 度所得,即 $I'(r,\theta) = I(r,\theta+\alpha)$,则 I' 的 $(p+q)$ 阶广义矩 $M'(p,q)$ 和 I 的 $(p+q)$ 阶广义矩 $M(p,q)$ 满足^[6]

$$M'(p,q) = e^{iq\alpha}M(p,q) \quad (4)$$

可以证明^[5],图像 $I(x,y)$ 经过平移和缩放变换,其广义矩 $M(p,q)$ 是具有平移、缩放和旋转不变性的。

2 CIF 提取方法

2.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换的原理如图 1 所示^[6],它由拉普拉斯塔式分解(LP,Laplacian pyramid)和方向滤波器组(DFB,Directional filter banks)实现,具有多方向选择性和各向异性,LP 分解把原始图像分解为低频子带和高频子带,其中低频子带是由原始图像经过二维低通滤波及各行和列下抽样得到的。低频子带经过上抽样和低通滤波后形成与原始图像尺寸相同的低频分量,原始图像减去这个低频分量形成高频子带。高频子带再经过 DFB 分解为 2^i 个方向子带,根据分辨率的不同, i 取不同的值,随尺度增加,各尺度的方向子带的数量加倍,对低频子带重复上述过程可实现图像的多分辨率多方向分解。

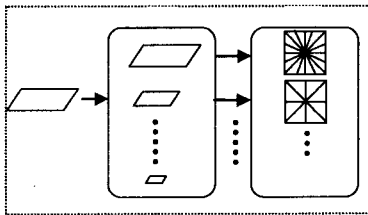


图 1 Contourlet 变换原理图

Contourlet 变换对于图像的变换是真正的二维变换,变换的最终结果使用类似于轮廓段(Contour Segment)的基结构来逼近原图像,其基函数支撑区间的长度比随尺度变化而变化,能以接近最优的方式描述图像边缘和纹理。

2.2 CIF 描述子构造

(1)计算图像 $I(x,y)$ 的质心 (\bar{x},\bar{y}) 和缩放因子 a ,将 $I(x,y)$ 进行尺寸变换得到 $I((x-\bar{x})/a,(y-\bar{y})/a)$,记为 $I_s(x,y)$ 。其中尺寸为 $M \times N$ 的图像 $I(x,y)$,质心 (\bar{x},\bar{y}) 为

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} xI(x,y)}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x,y)} \\ \bar{y} &= \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} yI(x,y)}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x,y)} \end{aligned} \quad (5)$$

由式(6)确定极坐标径向分量 r 的取值范围 $[0,R]$,其中 $R = \max[\sqrt{(x-\bar{x})^2+(y-\bar{y})^2}] \quad \forall (x,y) \in D \quad (6)$

式中, $[\cdot]$ 表示取整运算, D 是目标区域。

缩放不变性是通过尺寸缩放使图像零阶矩 $M(0,0)$ 等于某个预定值 β ,其中

$$M(0,0) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x,y) \quad (7)$$

定义图像缩放因子 $a = \sqrt{M(0,0)/\beta}$,将图像尺寸变换得到 $I_s(x,y) = I(x/a,y/a)$,则 $I_s(x,y)$ 的零阶矩等于 β 。

(2)将尺寸归一化的图像 $I_s(x,y)$ 从笛卡儿坐标系转入极坐标系下的 $I_s(r,\theta)$,根据极坐标与笛卡儿坐标的关系可以得到图像的极坐标表示,以质心 (\bar{x},\bar{y}) 为圆心,分别取半径 $r_i = (i * R)/n (i=0,1,\dots,n-1)$ 画同心圆,以水平方向为起点,步长为 $2\pi/m$ 进行角度分割,得到极坐标离散网格 (r_i, θ_j) 。其中 $\theta_j = (j * 2\pi)/m (j=0,1,\dots,m-1)$, n 和 m 分别为径向变量 r 和方向变量 θ 的量化点数,对网格 (r_i, θ_j) 包含的区域 S_{ij} ,

$$S_{ij} = \{ (r,\theta) | r_i \leq r < r_{i+1}, \theta_j \leq \theta < \theta_{j+1} \} \quad (8)$$

计算 S_{ij} 在笛卡儿坐标系中对应的灰度平均值,并将它作为灰度值赋予 $I_s(r_i, \theta_j)$ 。

(3)在相位域中对 $I_s(r,\theta)$ 进行一维离散傅立叶变换,得到 $I_{SR}(r,\theta)$ 。

(4)对 $I_{SR}(r,\theta)$ 进行 Contourlet 变换,获得 Contourlet 域具有缩放、平移和旋转不变性的特征量。

假设图像 $I(x,y)$ 有 $N \times N$ 个像素点,则尺度归一化的计算复杂度为 $O(N^2)$;极坐标转换复杂度为 $O(N^2)$;对长度为 N 的信号,一维 FFT 复杂度为 $O(N \log N)$,大小为 $N \times N$ 的图像可看作由 N 个长度为 N 的信号组成,所以步骤(3)中一维 FFT 复杂度为 $O(N^2 \log N)$;步骤(4)中 Contourlet 变换的复杂度为 $O(N^2)$ 。因此,CIF 计算复杂度为 $O(N^2) + O(N^2) + O(N^2 \log N) + O(N^2)$ 。

3 实验与讨论

3.1 实验一 CIF 的不变性

为了测试 CIF 对目标位置、尺寸和方向变化时的数值稳定性,我们对图 2(a)所示的原始飞机图像 $I(x,y)$ 分别进行平移(平移量为 $0, \pm 5, \pm 10$)、比例缩放(比例因子为 $0.4, 0.6, 0.8, 0.9, 1.0$ 和 1.1)和旋转(旋转角为 $0^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ, 180^\circ$ 和 270°)变换,得到一组测试图像,变化后的部分测试图像如图 2(b)所示。对各原始图像 $I(x,y)$ 和测试图像 $I'(x,y)$ 的目标边缘图像分别计算 CIF 值,对 $I_{SR}(r,\theta)$ 进行三级 Contourlet 分解,由于各尺度的子带数分别是 4, 8 和 8,取第三级分解尺度子带系数的特征,所得特征列于表 1 和表 2。

表 1 不同位置和方向图像与原图像间 CIF 值

平移量	旋转角度			
	0°	90°	150°	270°
(0,0)	60.872	61.703	63.149	61.835
(5,5)	60.054	61.809	62.684	62.042
(-5,-5)	59.970	61.717	63.177	61.597
(10,10)	59.941	61.832	63.085	61.873

表 2 不同位置和尺寸图像与原图像间 CIF 值

平移量	比例因子			
	1	0.9	0.6	0.4
(0,0)	60.872	60.021	58.032	56.139
(5,5)	60.054	60.099	58.185	55.136

(-5,-5)	59.970	59.487	57.742	56.033
(10,10)	59.941	59.374	57.909	56.247

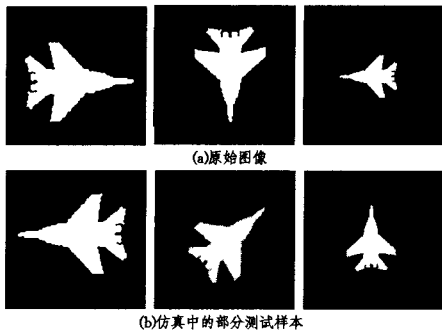


图2 不同位置、尺寸和方向的目标图像

表1和表2为部分实验结果,分别显示了当图像发生位置、尺寸和方向变化时与原图像特征值间的距离。从这两张表中,可以看出CIF对平移和旋转变具有较好的稳定性,CIF因图像平移引入的数值误差最小,图像旋转带来的数值误差略大一些,因图像平移引入的数值误差不超过2%,图像旋转和平移共同变化带来的误差在4%左右。而比例缩放变化引入的误差对CIF造成的影响最大,尤其是比例缩小到0.5或0.5以下时,总的误差接近10%。本实验表明,CIF值对目标的平移、缩放和旋转具有较好的不变性,而其中大部分数值误差是在图像坐标系由笛卡儿坐标变换为极坐标时引入的计算误差。

3.2 实验二 尺度选择对CIF的影响

通过这个实验研究Contourlet不同分解尺度对CIF值的影响,图3的(a),(b)和(c)是外形轮廓非常接近的3类飞机目标,分别用 $I_i(x,y)(i=1,2,3)$ 表示,首先对其进行尺寸归一化、极坐标化以及相位FFT,然后对 $I_{ISR}(r,\theta)$ 进行Contourlet分解,共分解4级,从粗到细每一尺度的方向子带数分别为4,4,8,16。若直接以Contourlet分解所得的系数作为特征矢量,与原图像联系紧密,较好地反映了目标特征,缺点是抗噪能力差;图像的Contourlet变换子带系数的分布符合广义高斯分布(General Gauss Distribution)^[7],以Contourlet分解各子带通道的GGD模型为特征,考虑了图像的统计特性,因此具有一定的鲁棒性,但反映目标特征的能力相对较弱。我们在特征选择时进行了折中,将CIF值和各子带通道CIF的GGD模型相结合对目标进行分类。

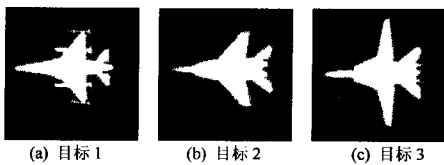


图3 3类飞机目标图像

以 C_i, C_j 分别表示第 i 类目标图像 I_i 和第 j 类目标图像 I_j 的CIF值,类间分离度 $d(I_i, I_j)$ 定义为

$$d(I_i, I_j) = W_{KLD}(I_i, I_j) + |C_i - C_j| \quad (1 \leq i, j \leq 3) \quad (9)$$

式中, $W_{KLD}(I_i, I_j)$ 是两个目标 I_i 和 I_j 间尺度 j 上各个子带GGD的Kullback-Leibler距离, $|C_i - C_j|$ 是CIF值的欧式距离。 $d(I_i, I_j)$ 反映了不同类别目标图像 I_i 和 I_j 间的差异, $d(I_i, I_j)$ 越大说明特征对相似样本间的区分能力就越强。

根据式(9),分别计算其第1,2,3,4层分解系数,以及全部系数分离度,为了使数据具有可比性,计算分离度的均值,

经比较,发现前3层分解子带系数及全部分解子带系数中,由第3层分解系数计算得到的不同类目标间的分离度最大。相对第3层分解系数而言,第4层分解系数的类间分离度更大,但类内的分离度也相应增大,抗干扰能力差,不利于分类识别。表3给出了对图3所示的3个飞机目标的全部CIF值计算分离度均值获得的结果,表4给出了根据第3层分解子带系数计算的分离度均值,其中Contourlet变换选择了多种滤波器的组合。

表3 全部Contourlet子带的分离度

LP&DFB 滤波器类型	分离度 $d(I_i, I_j)$ 均值		
	目标1与目标2	目标2与目标3	目标1与目标3
Pkva & Haar	22.892	18.931	24.244
Pkva & Pkva	24.040	18.917	24.153
9/7 & Haar	25.101	18.585	24.982
9/7 & Pkva	25.243	20.729	25.211
5/3 & Haar	28.187	24.577	29.193
5/3 & Pkva	28.485	24.860	29.455

表4 第3层分解子带的分离度

LP&DFB 滤波器类型	分离度 $d(I_i, I_j)$ 均值		
	目标1与目标2	目标2与目标3	目标1与目标3
Pkva & Haar	30.655	30.566	32.343
Pkva & Pkva	30.768	30.646	32.295
9/7 & Haar	32.354	32.137	32.544
9/7 & Pkva	36.842	32.628	36.264
5/3 & Haar	44.400	42.355	44.563
5/3 & Pkva	48.396	46.547	48.241

从表3和表4的仿真结果可以看出,第3层分解系数使不同的目标间的分离度比应用全部系数所产生的分离度平均大于30%,而对于使用5/3和Pkva滤波器时的分离度大60%。

结束语 本文提出了一种新的特征描述算子——Contourlet域不变特征,该特征不仅具有良好的旋转、平移和缩放不变性,而且能够更好地刻画目标的局部特征,在目标识别中具有更广泛的适用范围和更高的识别率,实验验证了CIF的不变性。另外,通过实验我们发现,提取Contourlet域特征时,第三层分解子带的类间分离度最大,这一分析结果为我们应用Contourlet变换进行特征提取时,如何选择分解尺度及子带提供了有益的参考。

参考文献

- [1] 焦李成,侯彪,王爽. 图像的多尺度几何分析理论与应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2008
- [2] He Z Y, Tang Y Y, You X G. A contourlet-based method for writer identification[C]// IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2005, 1: 364-368
- [3] Chen G Y, Bui T D, Krzyzak A. Rotation invariant feature extraction using ridgelet and Fourier transforms[J]. Pattern Analysis Application, 2006, 9: 83-93
- [4] Dolhoum A L. A comparative survey on the fast computation of geometric moments[J]. European Journal of Scientific Research, 2008, 24(1): 104-111
- [5] 潘泓,夏良正. 基于多尺度分析的小波不变矩[J]. 电路与系统学报, 2006, 11(1): 55-60
- [6] Po D D Y, Do M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620
- [7] 梅雪,李久贤,夏良正. 基于contourlet变换的加权小波特征抽取算法[J]. 数据采集与处理, 2008, 23(1): 23-27