文章编号：BJDXXB-2010-06-003

基于频率域特性的闭合轮廓描述子对比分析

张东明1 李圆圆1 陈佳怡2

（1北京XX大学信息工程学院，北京 100080 2江西XX学院计算机系，南昌，330002）

摘　要：本文将通过实验对两种基于频率域特性的平面闭合轮廓曲线描述方法（Fourier Descriptor, FD和Wavelet Descriptor, WD）的描述性、视觉不变性和鲁棒性的对比分析，讨论它们在形状分析及识别过程中的性能。在此基础上提出一种基于小波包分解的轮廓曲线描述方法（Wavelet Packet Descriptor, WPD），通过与WD的对比表明其在特定场合具有更强的细节刻画能力。

关键字：Fourier描述子、Wavelet描述子、视觉不变性、小波包形状描述

中图分类号： 文献标志码：A

Comparative Analysis of Closed Contour Descriptor Based on Frequency Domain Feature

ZHANG Dong-ming1, LI Yuan-yuan 1, CHEN Jia-yi2

(1College of Information Engineering, Beijing XX University, Beijing 100080, China)

(2Department of Computer Science, Jiangxi XX College, Nanchang, 330002, China)

Abstract：This paper provided a comparative method of Analyzing two classes of closed contour description, Fourier Descriptor and Wavelet Descriptor, by discussing their features of description, vision invariance and Robustness and analyzing their performance in shape analysis and recognition. According to the comparison, a contour curve description approach based on wavelet packet decomposition was proposed, and the experiment showed the more abilities in the detail description for some special cases.

Keywords：Fourier Descriptor, Wavelet Descriptor, Vision Invariance, Wavelet Packet Description

轮廓描述是图像目标形状边缘特性的重要表示方法，结合边缘提取的特点，其表示的精确性由以下三个方面的因素[1]决定：⑴ 边缘点位置估计的精确度；⑵ 曲线拟合算法的性能；⑶ 用于轮廓建模的曲线形式。基于几何特性的形状描述方法能够提供较为直接的形象感知，其表现为空间域的特性使得后续的处理变得复杂、代价大[2]。基于Fourier变换的形状描述方法将形状变换到频率域来处理，使得形状分析变得更加快捷高效。Wavelet变换理论是在窗口Fourier变换的基础上发展起来的，它更是提供天然的多分辨率表示，基于Wavelet变换的形状表示方法则提供了对形状的多尺度描述[3] [4]。

围绕第⑶方面因素，本文将通过实验对频率域特性描述子的描述性、视觉不变性和鲁棒性的对比分析，讨论两种基于频率域特性的平面闭合轮廓曲线描述方法（傅立叶描述子，Fourier Descriptor, FD和小波描述子，Wavelet Descriptor, WD）在形状分析及识别过程中的性能，并提出一种基于小波包分解的轮廓曲线描述方法（Wavelet Packet Descriptor, WPD），通过与WD的对比表明其更强的细节刻画能力。

FD和WD的描述性对比

对曲线的Fourier变换而言，系数的个数是无限的，但是数字图像目标形状的轮廓是有限点集，我们不可能用一个无限的对象来对应一个有限的对象，因此导致了Fourier系数的截取问题，系数的截取代表了信息的损失。

|  |  |
| --- | --- |
| Bao2_C1  (a) 目标的原始轮廓 | Bao2_C_f64_c  (b) |
| Bao2_C_f32_c  (c) | Bao2_C_f16_c  (d) |
| Bao2_C_f8_c  (e) | Bao2_C_f4_c  (f) |
| **图1** FD不同系数截取对轮廓曲线的重建 | |

实验结果如图1所示，对德国豹式II主战坦克的原始轮廓的基于等弧长的二次采样点个，对于Fourier系数的截取，当时，FD对曲线的重建能够比较有效地反映原始曲线的形状。通常情况下，针对不同的应用，如果目标轮廓曲线比较平滑，则的取值可以小些；如果曲线复杂细致，则的取值应该大些，甚至可以大于。

WD的描述性除了与图像目标形状的采样有关外，还与参数最粗尺度与截断系数有关。根据离散小波变换，采样点为的源信号被分解成个高频部分的系数和个低频部分的系数，此时造成信息冗余[5]。采用间隔抽取，即使截断系数，WD的系数个数也不会超过原始轮廓的采样点数。

最粗尺度决定小波分解的层数，直接关系着计算量；截断系数则决定着舍弃细节的程度，如果过大，则会造成细节的过度丢失，如果太小，则WD系数的个数又太多。因此就有着两方面的权衡问题。

|  |  |
| --- | --- |
| Bao2_C_w2_c  (a) | Bao2_C_f64_c  (b) |
| Bao2_C_w6_c  (c) | Bao2_C_w8_c  (d) |
| **图2 WD对轮廓曲线的重建** | |

实验结果如图2所示，对德国豹式II主战坦克的原始轮廓的二次采样点个，对于WD的截断系数时，WD对曲线的重建能够比较有效地反映原始曲线的细节部分，而当时，重建后的轮廓变得平滑。Chuang[6]认为分解的层数只需要使最粗尺度的系数个数4到16个即可；杨[9]认为当时，截断系数在3到5之间。 分解层数和截断系数的确定都必须根据应用特点和需求来决定，轮廓采样点越多，分解层数越多并且截断系数也可越大；当轮廓点本身较少，分解层数自然也少，同时也限制着截断系数。

从上述FD和WD的描述性看，FD具有计算相对简单，结构单一的特点，但其描述目标形状轮廓的能力相对较弱，并且受如下局限：①Fourier描绘子要求轮廓曲线必须是闭合的；②要求均匀间隔地选取轮廓上的点；③快速Fourier变换要求点序列的长度是2的整数次幂。

对于WD来讲，其自身的多尺度描述能力更为有利于对目标轮廓描述的准确性，同时WD可以用更少的系数来表示FD所能表示的轮廓精细程度，换句话说，就是相同数量的系数，WD具有更强的描述能力。WD也要求轮廓曲线必须是闭合的，但不受其他条件的约束，具有更简洁的结构。当然，从计算量来看，基于Wavelet变换的方法要高于基于Fourier变换的方法。

闭合轮廓描述方法不变性分析

FD的不变性分析

针对形状描述子的不变性要求，Fourier描述在轮廓发生平移、旋转、尺度和起始点发生变化的结果[7]，如表1所示。

**表1**  FD受轮廓变化的影响

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 变化量 | FD |
| 平移 |  |  |
| 旋转 |  |  |
| 尺度 |  |  |
| 起始点 |  |  |

由表1可知，平移只改变，旋转后新系数等于原系数乘以，尺度变化后新系数等于原系数乘以尺度变化因子，起始点沿曲线移动一个距离后系数的幅值不变，仅相位变化了。

由上述分析可知，在对曲线的形状进行描述或识别时，若只考虑，可以消除平移带来的影响；若再对它们取幅值，可以消除起始点位置和旋转的影响；若它们的幅值都除以来对归一化处理，那么无论轮廓发生何种变换，其Fourier系数（除外）幅值是相同的。换句话说，经过处理的具有平移、旋转、刻度改变及起始点位置不变性。

WD的不变性分析

基于窗口Fourier变换理论发展起来的Wavelet变换理论，具有天生的多尺度分析能力。Wavelet描述在轮廓发生平移、旋转、尺度和起始点发生变化的结果[22]，如表2所示。

**表2 WD受轮廓变化的影响**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 变化量 | WD{，，，} |
| 平移 |  | ， |
| 旋转 |  | ， |
| 尺度 |  | ， |

由表2可知，平移和尺度缩放时，差异均为常量，可通过约简和归一化的方法达到平移和尺度不变。对于旋转不变的实现在平面直角坐标系中仍是困难，导致的变化量与小波系数具有相关性，要达到旋转不变性具有相当的复杂性。虽然在极坐标系中，旋转后的差异体现在相位偏移，而幅值不变，可以将旋转问题相应地简化，但仍需代价。

对于起始点的变化，其造成的影响与旋转问题相似，但更为复杂。对小波描述方法而言，同一轮廓起始点的选取不同通常会得到完全不同的小波描述而造成形状匹配的失效[10]，目前在数学上尚无解决的方法。

鲁棒性分析

我们通过图像目标添加系统白噪声和目标轮廓发生局部细小形变的方法来对比基于Fourier变换和基于Wavelet变换的描述方法的稳定性和健壮性，即鲁棒性分析。

白噪声的影响

针对国产某型自行火箭炮的图像目标的原始轮廓和添加系统白噪声后所提取的目标轮廓（称其为噪扰轮廓，噪声对轮廓的影响是全局性的）。实验结果如图3，显示了原始轮廓和噪扰轮廓的FD和WD的系数分布情况。

|  |  |
| --- | --- |
| （a）原始轮廓 | 12noise_c  （b）噪扰轮廓 |
| （c）FD | （d）WD |
| **图3 对原始轮廓和噪扰轮廓的描述**  **о：原始轮廓的描述子； \*：噪扰轮廓的描述子** | |

为了更好地用数值的方法来体现噪扰轮廓与原始轮廓的差异，我们定义模式与的标准化差异函数，对于两个模式和，有

|  |  |
| --- | --- |
| ， | (1) |

设是一个非空集合，如果对于中的任何一个元素、，都给定一个实数与之对应，且满足以下条件：

（1）

（2）

（3），

则称是、间的标准化差异（距离），称集合按标准化差异成为赋度量空间或赋距离空间。记为。

通过定义1还可以推出标准化差异函数满足对称性： 。因此函数可以作为一个相似性度量的方法。标准化差异度量方法可以消除模式中分量的量纲和个数的影响，使得该方法可以应用于不同描述方法之间的差异比较。

利用标准化差异函数，我们可以得到对目标原始轮廓和噪扰轮廓之间的差异，用FD表示时，；用WD表示时，。由此可以看出，WD比FD具有更强的抗噪能力。

局部细小形变的影响

图4（a）、（b）显示了某装甲车顶舱门开闭时的轮廓和，其差别局部的。（c）~（f）显示了轮廓与的FD和WD的系数分布及差异情况。

|  |  |
| --- | --- |
| zjssc_c  (a)目标轮廓 | zjssc_c2  (b)目标轮廓 |
| (c)FD | (d)Fourier系数差异分布 |
| (e)WD | (f)Wavelet系数差异分布 |
| **图4 对局部细小差别的描述** | |

实验结果如图4，可知，轮廓的局部细小形变对基于Fourier变换的描述方法的影响是全局性的，即所有的Fourier系数都会受到影响。而对于WD来讲，其影响是局部的，而且正好反映了形变相对位置的小波系数。

利用标准化差异函数，我们可以得到对目标原始轮廓和局部细小形变的轮廓之间的差异，用FD表示时，；用WD表示时，。由此可以看出WD更有利于形状的区分和匹配。

从上述FD和WD的鲁棒性看，FD容易受到噪声的干扰，也不利于描述形状的细微变化。 而WD的分层描述方法具有更高的抗噪能力，而且系数的变化也能反映轮廓局部的变化并与之对应起来，因此也比FD具有更强的鲁棒性。

基于小波包分解的轮廓描述

小波包（Wavelet Packet）的引入

由小波理论知，的离散正交小波基的时频窗形成对相平面的一种规则划分，每个小波基对应相平面上的一个矩形窗。对于大多数情况下，小波基对应的时频分布规律是符合信号的时频特性的，即小尺度信号通常包含许多高频成分，对应较大的频窗；而大尺度信号通常只包含低频成分，对应较小的频窗。

但是在有些情况下，我们可能需要某特定频率的大时窗或者某特定时间处的大频窗。对轮廓曲线而言，有一种类型轮廓的局部细节极其丰富，在对其进行描述时，不能简单截断高频部分的信息。如正三角形的Koch曲线分形图形，即雪花状，其细节非常丰富，如果采用WD来描述，截断的尺度部分必然会造成轮廓信息的明显缺失。造成这种原因是由于小波对应的多尺度分析只将尺度空间进行了分解，而没有对小波子空间进行进一步的分解，见图5(a)。由此可见，Wavelet描述根据尺度截断系数，舍去高频部分的信息，属于信息有损描述。若对进一步分解，则的子空间就会具有更小的频带，从而使当增大时，较宽的频带进一步细分成小的频带。

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

由公式 2所定义的函数集合，成为由确定的小波包。

轮廓曲线的小波包描述

如果我们对轮廓曲线进行小波包分析，不仅对低频部分进行分解，对高频部分也作二次分解[8]。其优点是可以对信号的高频部分做更加细致的刻画，对信号的分析能力更强，当然其代价是计算量将显著上升。

对轮廓曲线的小波包描述，也有系数截断的问题。在离散小波变换的情况下，保留任意一尺度层的小波包描述，得到的小波系数与轮廓点数相同，不能达到信号压缩的目的。根据小波包分解树的特点，尺度系数截断的方式有两种，一种是横向的，即当分解到某一尺度层后，仅保留所以的低频部分，丢弃高频部分，这种方式得到的系数个数为轮廓点数的一半；另一种是纵向的，纵向的截断，其方法类似于轮廓曲线的小波描述的截断方式，通常采用对低频部分的分解子树截断得少，而对高频部分的分解子树截断得多。

轮廓的小波包描述与小波描述对比

在实际的应用过程中，基于变换的形状描述方法并不需要完整的精度，因此都会对小尺度层的系数进行截断。只要出现系数的截断，系数个数的多少与轮廓的描述能力之间就需要一种权衡机制了。图5和图6显示了在轮廓采样点数，保留同样系数个数的情况下，轮廓的小波描述与小波包描述对曲线的重建。

|  |  |
| --- | --- |
| （a）小波分解 | （b）小波包分解 |
| **图5 轮廓曲线的系数保留（阴影部分）** | |

由图5可知，对视觉系统和检索系统的形状匹配模块而言，对轮廓的小波包描述，系统需要事先知道系数保留的具体情况，使其在匹配和轮廓恢复过程中知道何时利用系数何时该补偿。

|  |  |
| --- | --- |
| Bao2_C_f64_c  （a）小波描述的重建 | Bao2_C_w2_c  （b）小波包描述的重建 |
| **图6 WD和WPD的曲线重建** | |

针对图6的曲线重建情况，利用标准化差异函数，我们可以得到对目标原始轮廓和描述子重建轮廓之间的差异，用WD重建时，；用WPD重建时，。

由此可以看出，相同小波系数个数的情况下，基于小波包分解的轮廓描述方法比基于小波分解的描述方法在刻画轮廓的局部细节上显得更有优势。因此，适于形状边界信息复杂的目标轮廓描述和匹配识别。但是，这同样带来的是计算代价的问题，从图5的分解树中可以知道，对于小波分解对轮廓的重建，需要做4次的小波逆变换；而对于小波包分解而言，则需要8次。

综合以上的分析可以知道，系数保留个数意味着存储空间代价，系数的截断体现了轮廓的描述精度，保留系数的尺度层则体现轮廓重建的计算代价。在实际应用中，需要综合空间代价、描述精度和时间代价三方面因素来决定。对于无损描述的情况，轮廓曲线可以在小波包分解的小波库中选择不同的小波包基来表示，由图5所示，轮廓曲线可以表示成不同小波包基的组合。

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

李[5]提出一种利用信息花费函数与最优基选择方法来选出最合适的基来分解曲线函数。信息花费函数可以体现曲线函数与基之间的某种距离，距离越小越好；或者体现曲线函数在基下的能量集中程度，能量越集中在少数几个分量上越好。根据不同的花费函数的定义，不同的小波包基的组合可以获得不同的花费值，花费最小的基的组合可以构成最优基。因此，在轮廓曲线的小波包分解的描述过程中，尺度的截断问题只针对最优基，那么就可在空间代价和描述精度一定的情况下，获得最小的时间代价。

结论

轮廓作为物体的边界信息，直接反映着人类视觉系统对物体形状的认知，但机器视觉对轮廓的处理却是极其困难的。本文探讨了图像目标轮廓的基于频率域特性的描述和处理方法。通过对轮廓曲线的基于Fourier变换和基于Wavelet变换的描述方法的分析和对比，评价了这两种方法优缺点。最后，给出了一种基于小波包分解的轮廓描述方法，通过与WD的对比，我们发现该方法对于对轮廓局部细节的刻画能力更强，适于形状边界信息复杂的目标识别。

参考文献：

Ramesh Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck. Machine Vision[M]. McGraw-Hill, USA. 1995

Milan Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle. Image Processing, Analysis, and Machine Vision[M], 2nd Edition. Thomson Learning and PT Press. 1999

Guangyi Chen and Tien D. Bui. Invariant Fourier-wavelet descriptor for pattern recognition[J]. Pattern Recognition. 1999, 32:1083~1088

H. Drolon, F. Druaux and A. Faure. Particles shape analysis and classification using the wavelet transform[J]. Pattern Recognition Letters. 2000, 21:473~482

Gene C. H. Chuang and C. C. Jay Kuo. Wavelet Descriptor of Planar Curves: Theory and Applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing. 1996, 5(1):56-70

杨翔英, 章毓晋. 小波轮廓描述符及在图象查询中的应用[J]. 计算机学报. 1999, 22(7):752~757

Hui-Min Zhang, et al. Locating The Starting Point Of Closed Contour Based On Half-Axes-Angle[C]. The Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 2004: 3899-3903