

## 基于小波分析的子带特征提取与选择方法\*

王春光,高广珠,余理富,何智勇

(国防科技大学 电子科学与工程学院,湖南 长沙 410073)

**摘要** :在研究了目标图像多尺度小波分解特性的基础上,提出了基于小波多尺度分解子带主成分的特征提取的算法。该算法利用图像在不同尺度的小波变换域中能量局部集中性,选择各子带能量较集中的局部小波系数构成图像目标特征向量。这种特征包含图像目标的主要边缘、纹理、灰度、结构等多种信息。由于对图像目标的特征信息的分布没有任何限制,因而适用于多种类型的图像的特征提取,可以解决单一特征提取方法中必须面对的所提取特征不明显的难点。这种特征向量对噪声有较好的鲁棒性。

**关键词** :小波多尺度分解;图像处理;特征提取;子带主成分

中图分类号 :TP391 文献标识码 :A

## Feature Extraction and Choice Based on MCSF of Wavelet Multi-scale Transform

WANG Chun-guang, GAO Guang-zhu, YU Li-fu, HE Zhi-yong

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** :Based on an analysis of the wavelet multi-scale transform in target image, this paper puts forward a new method to extract the main features of the transform. It, in terms of the energy concentricity of the image's wavelet coefficients, selected the parts with concentrated energy to construct the feature vectors, which include most of the edge, texture, luminance and structure features. As there is no limit to the distribution of the image feature information, the method can be used in many kinds of image feature extraction, thus solving the problem of feature illegibility with which the single-feature extraction is confronted. In the experiment, normal white noises with different ranges were added to the images and the result approves that the feature vectors are robust to noise.

**Key words** :wavelet multi-scale transform; image processing; feature extraction; MCSF (main coefficient of sub-frequency)

特征提取是图像模式识别和特征匹配的一个重要环节,在模式识别或特征匹配等实际问题的处理中,特征提取方法往往直接影响着最终结果。因此,目标的特征提取是长期以来行内专家研究的热点问题。

通常用于提取目标特征的方法主要基于图像的边缘信息<sup>[1]</sup>、灰度信息、结构信息<sup>[7]</sup>、彩色信息等。但是以上几种方法都存在一些缺陷:如当边缘信息不明显或者有噪声影响时,单一方法的应用效果受到限制,即使综合应用上述方法也使问题变得复杂,且效果也得不到保证。本文所提出的算法利用不同尺度小波变换域的主要成分来描述目标,利用这些信息提取出目标图像的特征。这种特征综合了目标的边缘、灰度变化和结构信息等。把该方法用于车辆跟踪算法<sup>[6]</sup>,结果证明它是行之有效的。

### 1 小波基的选择

图像小波分解后的各层小波系数都包含了图像中目标的信息,合适地选择小波基,可使小波变换空间能量集中,有利于选取主要成分作为特征。研究表明,在图像压缩算法中应用的线性相位双正交小波基,有保留空间细节的位置和集中能量压缩信息的特性。同时选择小波函数时还应该充分考虑待处理图像的特点,如果所选小波函数波形与待处理图像的波形比较相似,就更利于图像的描述<sup>[5]</sup>。从各子图的网线图可以看出,各子图中的基本形状由类似钟型的山峰组成,bior4.4具有同样的形状,所以这里选

\* 收稿日期:2005-10-12

作者简介:王春光(1975—),助理工程师,博士生。

择的是 bior4.4 小波基。

bior4.4 在时域中的尺度函数和小波函数如图 1 和图 2 所示。



图 1 尺度函数  
Fig.1 Scale function

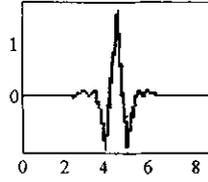


图 2 小波函数  
Fig.2 Wavelet function

## 2 小波多尺度分解各子带主成分的选择与特征提取方法

### 2.1 小波多尺度分解各子带系数的特点及噪声影响

小波多尺度分解的系数在各个高频子带中有不同的特点,甚至差别很大,所以要正确提取图像特征就必须就各个子带分别提取。下面以三层小波分解为例说明这些特点。

对图像的小波变换覆盖了图像频带 90% 的小波系数集中在  $2^1, 2^2, 2^3$  三个尺度上,它们包含了大部分图像信息,所以可以只考虑这三个尺度的信息,而尺度  $2^j > 2^3$  的信息保留在图像的低频分量中。随着层数的增加,小波系数的范围越来越大,说明较低层的小波系数具有更重要的地位。分辨率最低时,该子带小波系数的范围比别的子带小波系数范围宽,值和方差都比别的要大,说明这些小波系数同样具有重要地位。

在各个子带做特征提取之前,应首先考虑图像中噪声对子带系数的影响<sup>[2]</sup>。根据 Donoho 的理论对含噪图像连续做几次小波分解之后,由空间分布不均匀的干净图像所对应的各尺度上小波系数在某些特定的位置有较大的值,这些点对应干净图像的畸变位置和重要信息,而其它大部分位置的值较小;对于白噪声而言,它对应的小波系数在每一尺度上的分布是均匀的,并随着尺度的增加,系数的幅值有所减小。可以看出,噪声的影响主要集中在最高频子带中。因此考虑消噪问题时,可根据噪声小波分解的系数的特点找一个合适阈值  $\lambda$ ,把低于  $\lambda$  的小波系数视为主要由噪声引起的设为 0,而高于  $\lambda$  的予以保留,对最高频子带可提高阈值以减少噪声影响。把处理后的系数视为干净图像的小波分解系数,并由此系数重构图像。这种方法称为硬阈值估计方法。而在特征提取中,由于只需要考虑能代表干净图像主要特征的系数,所以所取阈值往往远大于噪声产生分解所得系数。这样取值是为了更有针对性地考虑图像的明显的特征,同时减小计算量。由此可以看出,该方法对噪声具有很强的鲁棒性。从结果分析中也可看到这一点。

### 2.2 小波多尺度分解各子带主成分的选择

根据理论分析和试验结果可以看出,小波多尺度分解的较高子带反映图像中变化比较剧烈的边缘信息,较低子带反映变化较缓的边缘信息,且其各子带主要边缘具有相似性(相似的位置)。而低频分量主要反映的是缓慢变化的灰度信息,也是图像能量集中的部分。

对高频部分和低频部分用不同的方法选择各个子带的主成分。在高频子带中,由于边缘信息对应网线图中的山峰所在的点,将各个山峰的顶点按从小到大的顺序排列,然后找出各个山峰之间峰值的差值,以最大差值为界限,选出最大差值以上的山峰为待处理的特征峰,即以下降最快的部分为动态阈值选取,为下一步拟合处理做准备。而在低频分量的网线图中,最高的点不一定是特征比较明显的点,子带主成分的提取以极值处理方法为好,即取低频分量中较大的几个极值作为低频子带的主成分。参看实验结果中不同子带的网线图。

### 2.3 对图像多尺度小波分解的各子带主成分的描述

从图 3 可以看出,第二层小波分解的水平细节系数形成的网线图都是由类似于钟形的峰组成。其它细节子带有类似的特点,因此可以考虑用钟形函数对各个子带进行描述,用钟形函数的某些参数近似表示系数的主成分,这种思想就是小波多尺度分解子带主成分特征提取的原理。

通过适当的阈值处理选择最具代表性的几个峰,并用二维高斯曲面对钟形峰进行拟合<sup>[4]</sup>,并用二维高斯曲面的参数或者参数的综合处理来表示各个子带的主成分。

二维高斯函数表达式为

$$f(x, y) = A \exp \left[ -\frac{(x - x_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y - y_0)^2}{2\sigma_y^2} \right]$$

其中  $A$  为二维高斯函数的幅值,  $(x_0, y_0)$  为它的中心点坐标,  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  分别为横轴和纵轴方向上的方差。由这几个参数就可以完整地表征一个二维高斯函数。

在算法的具体实现中并没有考虑所有参数,而是全面考虑几个参数影响的一个综合参数。这是为了在基本达到目的的前提下,减少计算量。具体做法是:对每一个子带的细节系数先做一轮阈值处理,此过程同时达到去噪的目的,阈值根据各个子带系数幅值的大小选取,这样可以保证在去掉大部分幅值较小系数的同时,保留各个子带中的主成分。然后对各个子带的细节重构的灰度图进行灰度阈值处理,目的是通过阈值处理选定细节图像中(如图 3 所示的第二层水平高频分量)幅度较高的几个峰,为下一步的二维高斯函数拟合做准备。二维高斯函数的拟合过程也就是各子带主成分特征的提取过程。对已选定的峰,利用未做灰度阈值处理的重构图的灰度值进行灰度加权的求重心的运算,所得加权重心同时包含了拟合峰的二维高斯函数的幅值  $A$ 、均值  $(x_0, y_0)$  和方差  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  的信息。灰度加权重心虽然不能精确描述该二维高斯函数,但其中包含了大部分的信息,完全可以作为对子带主成分的描述。

取得这些灰度加权重心之后,就可以建立由这些重心与原点组成的一系列向量之间的结构关系表示子带主成分的特征。当各个子带的主成分都已经获得时,图像的特征提取也就完成了。

### 2.4 利用不同子带的主成分构成特征向量并进行匹配的方法

利用求出所有主成分特征构成特征向量进行图像匹配计算。考虑对应子带的特征向量之间的结构关系。设待匹配对象的一个子带中一个重心与原点构成的特征向量为  $I$ , 目标对象的对应子带的所有重心(共  $M$  个)与原点构成的特征向量组中的一个向量为  $J_i$ 。  $I$  与  $J_i$  之间的夹角  $\theta$  的正切和  $J_i$  在  $I$  上的投影的幅度与  $I$  的幅度的比值  $K$  的乘积为  $P_i$ 。所有  $P_i (i = 1, 2, 3, \dots, M)$  中最小值为  $P_{\min}$ 。用数学公式可表示为

$$P_{\min} = \min\{P_i\} = \min \left\{ \frac{\|J_i\| \cos(\theta)}{\|I\|} \tan(\theta) \right\}$$

如果最小值  $P_{\min}$  不超过一个给定的阈值(阈值的选取主要考虑算法的复杂度和图像的分辨率),就可以认为该重心在目标对象的对应子带中有与之匹配的重心。把匹配重心数作为匹配值  $L$ , 根据匹配值  $L$  所占灰度加权重心总数的比例的大小确定图像是否匹配。

## 3 实验结果分析与讨论

计算机仿真结果如图 3。这里只给出了低频分量和水平细节小波重构图。其中三幅图的第二层水平分量的二维高斯函数拟合点如表 1 所示。

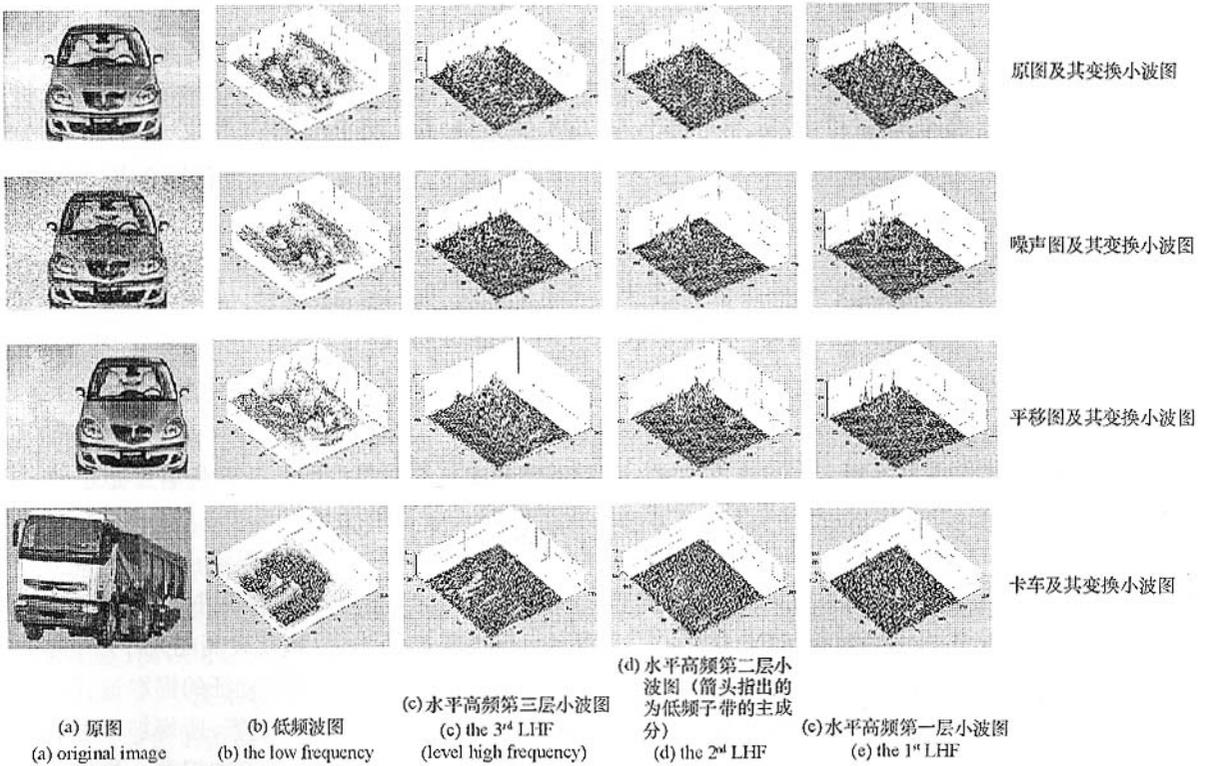


图3 计算机仿真结果

Fig.3 The result of simulation

表1 三幅图像的二维高斯拟合点

Tab.1 Fitting points of three images

	原图拟合形成点		噪声图拟合形成点		平移图拟合形成点	
1	35.0000	37.0000	35.0000	37.0000	31.0000	61.0000
2	73.0255	48.6729	73.3549	47.5610	76.4123	74.5446
3	91.0000	49.0000	91.0000	48.9550	87.0507	69.0196
4	82.1338	72.1257	82.3905	71.3480	75.3329	105.8206
5	29.1511	76.8595	31.0028	74.8906		
6	28.9733	85.1014	28.8659	85.0473	25.3597	109.0000
7	75.8424	103.6184	79.2624	95.8997	91.0505	105.0000
8	35.0000	98.4150	35.0000	98.5009	34.9904	116.8272
9	91.0000	114.8413	91.0000	115.1366		
10	35.0000	125.0000	35.0000	125.0000	36.1245	146.8189
11			72.8541	115.2424		
12					35.0000	125.1607

从图3中可以看出,第一行和第二行的各列只有第五列差别大些,其它列差别很小,这是因为噪声影响主要集中在第一层分解的高频部分。第三行为第一行的平移图。表1的数据表明噪声图的拟合点和原图的拟合点基本上是完全一致的,而平移图的拟合点基本上是原图拟合点的相应的平移结果。按前面提到的方法构成特征向量并计算,结果表明正面图与噪声图之间的匹配度为97.2%,与平移图之

间的匹配度为 93.1%。这表明算法基本上是非平移不变的,也具有较弱的抗噪声能力。同时,从小波图可以看出,不同的车有明显的不同,这为图像匹配识别提供了保证。

前面提到提取特征中包含纹理信息,因此该方法同样适用于纹理图像。下面是砖墙纹理图的实验结果,为了与前面的结果进行比较,同样选择第二层水平分量说明问题。砖墙纹理图的原图和第二层水平分量的网线图及其拟合点如图 4。

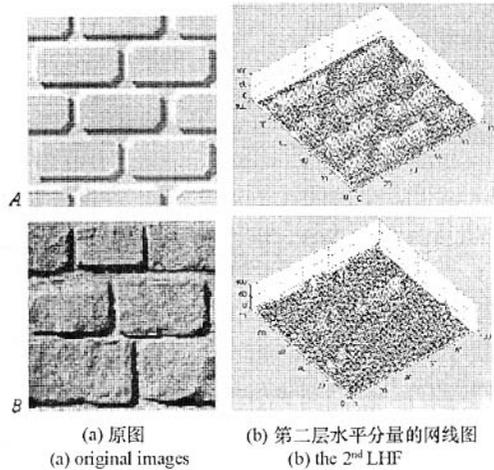


图 4 砖墙纹理图的实验结果

Fig.4 Result of texture image

对比图 3 和图 4 可以明显看出图 4 的砖墙纹理图的网线图和图 3 中网线图存在很大的差别。这说明区别较大的图像所得特征向量区别也较大,而相近的图像特征向量也较相近。两幅砖墙纹理图的拟合点如图 5 所示。从两幅纹理图的拟合点分布来看,两幅纹理图的拟合点有相似之处,这是由同一种纹理造成的;又有明显的不同之处,便于区别两幅图像。

该特征提取算法计算量较小,提取出来的特征真实准确地反映了图像的特点。由于主成分选择可多可少,特征匹配可松可紧,因而应用灵活方便。在此基础上进一步研究可以作为图像搜索的特征提取方法。

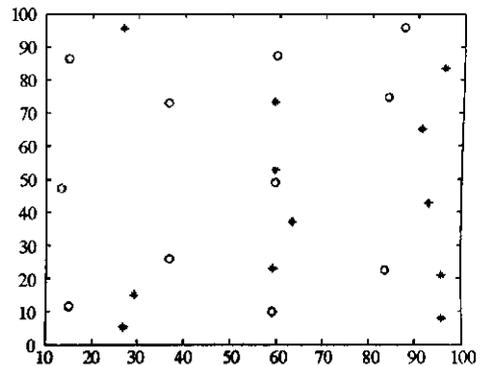


图 5 两幅砖墙纹理的拟合点。其中“o”为 A 图拟合点“\*”为 B 图拟合点

Fig.5 Fitting points of two texture images

## 参考文献:

- [1] 赵西安,李德仁. 2 维对称小波与多尺度影像边缘特征提取[J]. 测绘学报, 2003, 32(4): 313-319.
- [2] 冯向初,甘小冰,宋国乡. 数值泛函与小波理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2003: 157-164.
- [3] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京:科学出版社, 1999: 51-62.
- [4] 李炜,黄心汉,王敏,等. 基于二维高斯曲面拟合的图像灰度补偿算法[J]. 华中科技大学学报, 2004, 32(2): 43-45.
- [5] 张增辉,成礼智. 基于 Grobner 基与合冲模方法的 M-带对称正交小波设计[J]. 国防科技大学学报, 2004, 26(1).
- [6] Bors A G, Ioannis Pitas Prediction and Tracking of Moving Objects in Image Sequences[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(8): 1441-1445.
- [7] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Matching Intelligence, 2002, 24(24): 509-522.

