

# 基于小波不变矩的多类目标特征选择算法

熊广芝<sup>1</sup>, 冯大毅<sup>1</sup>, 杨百愚<sup>1</sup>, 袁堡玺<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学 理学院, 陕西 西安 710051; 2. 北京邮电大学 电子学院, 北京 100876)

**摘 要:** 特征选择是目标识别中的重要问题。对于有着 3 个参数  $(m, n, q)$  的小波矩来说更是如此。基于 2 类模式的特征选择思想, 提出多类模式下绝对可分的特征选择算法, 给出图像数值化处理中参数  $(m, n, q)$  的合理取值范围。实验结果表明: 无论是对差别比较大、差别比较小还是混合型的多类目标, 经过此特征提取出来的小波矩都有着较好的识别效果。

**关键词:** 目标识别; 图像处理; 不变矩; 特征选择; 多类目标

中图分类号: TN911.73; TP391.41

文献标志码: A

## Image recognition algorithm based on wavelet moment invariants

XIONG Guang-zhi<sup>1</sup>, FENG Da-yi<sup>1</sup>, YANG Bai-yu<sup>1</sup>, YUAN Bao-xi<sup>2</sup>

(1. The Science Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. The Electrical Institute of Beijing Post and Electrical University, Beijing 100876, China)

**Abstract:** Signature selection is very important in the target recognition, especially for the wavelet moment invariants which have three parameters  $(m, n, q)$ . The absolute resolvable signature selection algorithm under the multi-class mode for target recognition is put forward and the proper range for  $m, n, q$  values during the image digitalization processing is given, based on the signature selection in two class mode. The experiments show that this method can be successfully used in the recognition of multi-class targets, whether the multi-class targets are different, similar or mixed types.

**Key words:** target recognition; image processing; moment invariant; signature selection; multi-class target

## 引言

目标识别是现代军事信息装备研究中的热点问题。由于小波具有多尺度分析特性, 因此用不变矩<sup>[1-5]</sup>作为目标识别的特征参量已成为研究的热点。目标识别的关键是目标特征的选择和提取, 图像处理中小波矩特征的构造决定着目标识别的可靠性和有效性。本文提出的多类模式识别算法可作为判别小波矩<sup>[3-5]</sup>特征性能优劣的依据, 也可作为构造小波矩特征的依据。

## 1 图像的几何矩表述和小波矩表述

设  $f(x, y)$  为二维图像的灰度函数, 则其  $(m +$

$n)$  阶几何矩  $M_{m,n}$  的定义为

$$M_{m,n} = \iint x^m y^n f(x, y) dx dy \quad (1)$$

$$\text{令 } x = r \cos \theta, y = r \sin \theta \quad (2)$$

图像的几何矩在极坐标中可表示为

$$M_{m,n} = \iint r^m r^n \cos^m \theta \sin^n \theta f(r, \theta) r dr d\theta \quad (3)$$

$$\text{因为 } \cos^m \theta \sin^n \theta = \sum_q a_q e^{iq\theta} \quad (4)$$

所以(3)式可表示为

$$M_{p,q} = \sum_q \iint g_{p,q}(r) f(r, \theta) e^{iq\theta} r dr d\theta \quad (5)$$

式中  $p = m + n$ 。当  $q$  为定值时, 图像的局域矩可表示为

$$F_{p,q} = \iint g_{p,q}(r) f(r, \theta) e^{iq\theta} r dr d\theta \quad (6)$$

令  $S_q(r) = \int (r, \theta) e^{iq\theta} d\theta$ , 则

$$F_{p,q} = \int S_q(r) g_{p,q}(r) r dr \quad (7)$$

$$g_{p,q}(r) = \sum_m \sum_n d_{m,n} \Psi_{m,n}(r) \quad (8)$$

当  $m, n, q$  固定时, (7) 式可变为

$$F_{m,n,q}^{\text{wavelet}} = \int S_q(r) \Psi_{m,n}(r) r dr \quad r \in [0, 1] \quad (9)$$

式中  $\Psi_{m,n}(r)$  是小波函数<sup>[6]</sup>, 可以进行多尺度分析, 这样就将表述全局特征的几何矩转化为表述局部特征的小波矩。因为小波矩不变量  $F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}$  可以提供  $f(x, y)$  在不同尺度水平上的特征, 因此通过它可以得到比其他不变矩更多的特征量<sup>[5]</sup>。

## 2 多类别目标的特征选择算法

Dinggang Shen, Horace H. S. IP 在提出小波矩时给出了 2 类模式  $S_i$  与  $S_j$  的分类算法<sup>[5]</sup>:

对于 2 类模式  $S_i$  与  $S_j$ , 可分辨率  $Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_i, S_j)$  定义为

$$Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_i, S_j) = \frac{\eta(\sigma(S_i, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|) + \sigma(S_j, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|))}{|m(S_i, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|) - m(S_j, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|)|} \quad (10)$$

式中  $\eta, m, \sigma$  的定义如下:

$\eta = 3.0$  亦即假设每一类样本是高斯分布时, 99.8% 的样本落在  $[m - 3.0\sigma, m + 3.0\sigma]$  区上, 且每类模式有  $K$  个样本, 则

$$m(S_i, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|)_k \quad (11)$$

$$\sigma(S_i, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|) =$$

$$\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K ((|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|)_k - m(S_i, |F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|))^2} \quad (12)$$

若  $Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_i, S_j) < 1$ , 则模式  $S_i$  与  $S_j$  是完全可以区分的, 并且随着  $Q$  值的减小, 可区分度越来越好。

对于多类模式的分类, 我们提出一种最差可分辨率的判据, 这与 Dinggang Shen, Horace H. S. IP 的方法是不同的<sup>[5]</sup>。

若有  $N$  类模式, 则存在  $C_N^2$  个两两可分辨率  $Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_i, S_j)$ , 定义整体可分辨率  $C_N^2$  个两两可分辨率中的最大值(区分度最差的), 表达式为

$$Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_1, \dots, S_N) = \max_{i=1, \dots, N, j=I+1, \dots, N} \{Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_i, S_j)\} \quad (13)$$

若  $Q(|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}|, S_1, \dots, S_N) < 1$ , 则认为这  $N$  类模式是完全可以区分的; 反之则认为是不可区分的。由于待选择的特征比较多, 尽管此算法要求苛

刻, 仍能保证选择出好的特征来。关于此种方法的可靠性将在下文中加以验证。

## 3 实验与分析

### 3.1 样本集的选取

样本集 1: 差别比较大的多类目标, 如图 1 所示。



图 1 m-47, 梅卡瓦, tam3 种类型目标图像

Fig. 1 The images of m-47, makawa, tam

样本集 2: 差别比较小的多类目标, 如图 2 所示。



图 2 陆、海、空军军帽徽

Fig. 2 The images of three emblems

样本集 3: 混合型多类目标, 如图 3 所示。

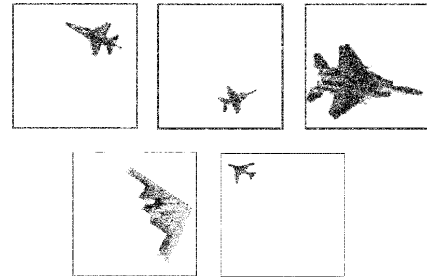


图 3 F-16, F-18, F-15, B-2 和 H-6 飞机的图像

Fig. 3 The images of F-16, F-18, F-15, B-2 and H-6

每类样本集中的图像都是  $128 \times 128$  像素。对本集中的每类图像进行随机的缩放与旋转 48 次, 用来产生 48 个样本。样本中的一半用于特征选择前的训练, 一半用于对选择出来的特征进行测试。

### 3.2 图像数值化处理中参数 $m, n, q$ 的取值区域

此小节的目的在于计算出有多少个待选择的小波矩特征。选取样本集 3 对  $m, n, q$  的取值区域进行分析, 图 4 是对样本集 3 进行的标准归一化图像。

$F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}$  中  $q$  的定义是图像  $f(r, \theta)$  进行傅里叶变换时角度方向上的频率, 其大小反映了所取图像的低频信息或高频信息。但是由于存在旋转离散化误差, 所以  $q$  的取值不能太大, 否则离散化误差将被放大。对相似的模式进行分类时, 希望旋转离散化误差越小越好, 因此  $q$  的取值通常为  $0, 1, 2, 3$ <sup>[5]</sup>。

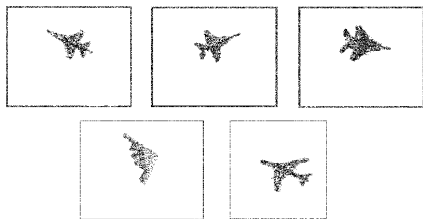


图4 F-16,F-18,F-15,B-2和H-6飞机的归一化图像

Fig. 4 The normalized images of F-16,F-18,

F-15,B-2 and H-6

对样本集进行归一化时,取 $f(x,y)>0$ 区域的最大像素为 $\sqrt{x^2+y^2}=32$ 。由于 $(x,y)$ 坐标系中的最大半径 $64\sqrt{2}$ 像素变成了 $(\rho,\theta)$ 坐标系中的128像素,所以 $f(r,\theta)>0$ 区域的最大 $\rho=32 \times \frac{128}{64\sqrt{2}}=45$ 像素。为了节约计算时间, $F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}$ 中的参数 $n$ 的定义域可由 $[1,128]$ 缩减到

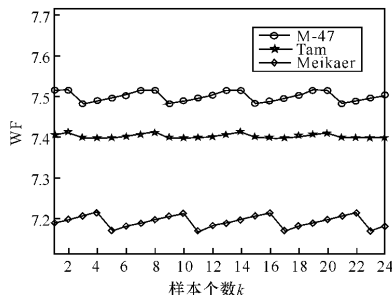
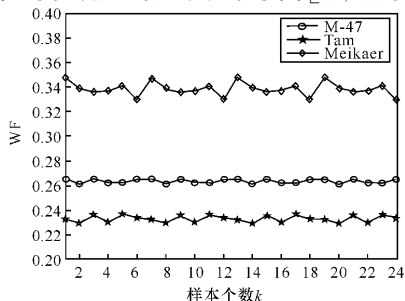


图5 小波矩对三类坦克的分类效果

Fig. 5 The classification results of the three classes tanks

达到100%。

#### 样本集2:三军帽徽的识别

本样本集特征是都是帽徽样本的灰度图像,3类样本差别比较小。仔细分析会发现3类图像的差别在于五角星的外围,陆军帽徽的五角星周围什么

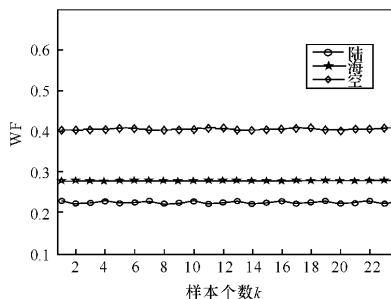
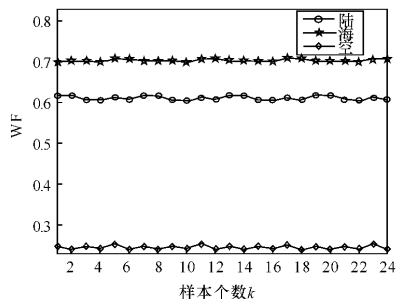


图6 小波矩对三军帽徽的分类效果

Fig. 6 The classification results of the three classes emblems

[1,45]。

离散小波变换<sup>[6]</sup>是在二抽的基础上进行的,对于128个像素点最多可进行7次二抽,所以对于 $m$ 通常取0,1,2,3,4,5,6。

对于一种固定的小波(本文取coif2)取不同的 $m,n,q$ 值,共可得到 $6 \times 45 \times 4 = 1\,080$ 个小波矩特征用于目标的分类,而1 080个特征中有多少个特征可以把样本集绝对的分开则是一个特征选择的过程。

#### 3.3 识别效果

##### 样本集1:多类坦克的识别

本样本集特征都是坦克样本的灰度图像,3类样本差别还是比较大的。

按照(13)式的方法进行特征选择,从1 080个特征中选择出了40个绝对可分的特征。从40个特征中任取 $Q(F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}, S_1, \dots, S_3)$ 的值(分别为0.43、0.56)进行识别效果的测试。

图5给出了对多类坦克的分类效果,识别率可

也没有;海军帽徽的五角星周围有锚的形状;而空军帽徽的五角星周围有翅膀的形状。运用上述方法从1 080个特征中选择出了75个绝对可分的特征。图6给出了对多类坦克的分类效果, $Q(F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}, S_1, \dots, S_3)$ 的值分别为0.184和0.268。

### 样本集3:多类飞机的识别

本样本集特征是前3种飞机之间的差别比较小,而与后2种之间的差别比较大,属于差别混合型的多类目标。

运用上述方法,共选出了74个绝对可分的特征。图7给出了其中任2个特征的分类效果, $Q(F_{m,n,q}^{wavelet}, S_1, \dots, S_5)$ 的值分别为0.157和0.977。

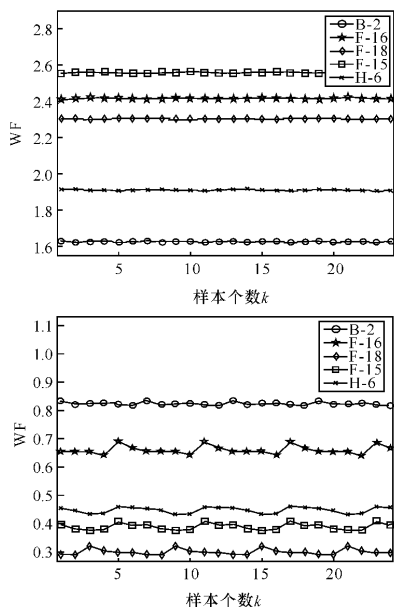


图7 小波矩对5类飞机的分类效果

Fig. 7 The classification results of the five classes airplanes

由于小波矩抗噪能力强这一点已达共识,所以对噪声图像的分类识别效果本文不再赘述。

## 4 结论

通过小波矩多类模式的识别算法对样本集1、2和3的识别效果来看,无论是差别比较大的多类目标(样本集1)、比较相似的多类目标(样本集2)、还是混合在一起的多类目标(样本集3),经过多类模式特征选择算法选择出来的小波矩都有很好的分类效果。并且随着 $Q(F_{m,n,q}^{wavelet}, S_1, \dots, S_N)$ 的减小,识

别效果越来越好。

### 参考文献:

- [1] 金敏,徐守时,王行. 不变矩在模式识别中的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2004;40(25):65-67.  
JIN Min, XU Shou-shi, WANG Xing. A comparative study of moment invariants on pattern recognition [J]. Computer Engineering and Application,2004,40(25):65-67. (in Chinese)
- [2] ABU-MOSTAFA Y S, PSALTIS D. Recognitive aspects of moment invariants [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell,1984(16):698-706.
- [3] 范小峰,施泽生. 基于小波矩的新型图形识别算法[J]. 计算机工程与应用,2001,36(7):47-52.  
FAN Xiao-feng, SHI Ze-sheng. A new method of image recognition based on wavelet moment [J]. Computer Engineering and Application, 2001, 36 (7):47-52. (in Chinese)
- [4] TEN Cho-hua. On image analysis by the methods of moments [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence,1988,10(4):130-136.
- [5] SHEN Ding-gang, HORACE H S IP. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns [J]. Pattern Recognition, 1999 (32): 151-165.
- [6] 唐远炎,王玲. 小波分析与文本文字识别[M]. 北京: 科学出版社,2004.  
TANG Yuan-yan, WANG Ling. Wavelet analysis and character recognition [M]. Beijing: Science Press, 2004. (in Chinese)
- [7] 刘宏利,邵磊,金飞华,等. 旋转不变二值化联合变换相关识别方法[J]. 应用光学, 2007,28(4):472-474.  
LIU Hong-li, SHAO Lei, JIN Fei-hua, et al. Method of synthetic discriminant function based rotational invariant binary joint transform correlation recognition [J]. Journal of Applied Optics, 2007,28(4):472-474. (in Chinese)
- [8] 朱代先,王晓华. 一种彩色图像边缘检测方法[J]. 应用光学, 2007,28(4):501-503.  
ZHU Dai-xian, WANG Xiao-hua. Method of edge detection for color image [J]. Journal of Applied Optics, 2007,28(4):501-503. (in Chinese)