

基于小波矩不变量的模式识别方法

徐旭东 周源华

(上海交通大学图像通信和信息处理研究所, 上海, 200030)

TP391.0②

摘要 为了得到一组局部最优的特征组, 提出一种结合分散度和顺序前进法(SFS)的特征选择方法. 实验结果表明小波矩不变量比 Zernike 矩不变量有更好的识别效果, 尤其对于形体相似的物体, 效果更明显.

关键词 矩不变量, 小波矩不变量, 特征选择, 分散度, SFS.

模式识别

PATTERN RECOGNITION BASED ON WAVELET MOMENT INVARIANTS

XU Xu-Dong ZHOU Yuan-Hua

(Institute of Image Communication & Information Processing, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract To get a locally optimum feature set, a feature selection method was presented, which combines divergence with Sequential Forward Selection (SFS). Experimental results prove that wavelet moment invariants are superior to Zernike's moment invariants for pattern recognition, especially for classifying seemingly similar objects with subtle difference.

Key words moment invariants, wavelet moment invariants, feature selection, divergence, SFS.

引言

利用矩不变量进行形体识别是模式识别中的一种重要方法. Hu^[1]在1961年首先提出了矩不变量的概念. Li^[2]利用 Fourier-Mellin 变换的不变性推导出一种构造任意阶矩不变量的方法, 并指出 Hu's 矩不变量就是它的一个特例. Teague^[3]建议利用正交多项式构造正交矩来克服 Hu's 矩不变量包含大量冗余信息的缺点. Zernike 矩不变量就是一种正交的矩不变量. K. hotanzad 和 Hong^[4], Teh 和 Chin^[5], Belkasim, Shridhar 和 Ahmadi^[6]等人指出正交矩在信息冗余度、图像表达以及在识别效果方面比其他类型的矩更好.

以上提到的矩特征都是在整个图像空间中计算的, 得到的是图像的全局特征, 容易受到噪声的干扰. D. Shen 和 H. H. S Ip^[7]提出的小波矩不变量可以克服以上缺点, 不仅可以得到图像的全局特征, 也可以得到图像的局部特征, 因而在识别相似的物体时有更高的识别率. D. Shen 文中的特征选择方法选用单个分辨能力最佳的 n 个特征分量用于分类. 由于没有考虑到特征分量之间的相关性, 因而不能保证所选的 n 个特

征就是一个最佳的特征组, 有时甚至是一个不好的特征组. 本文提出一种结合分散度和顺序前进法(SFS)的特征选择方法. 实验结果表明小波矩不变量比 Zernike 矩不变量有更好的识别效果, 尤其对于形体相似的物体, 效果更明显, 而采用本文提出的特征选择方法, 识别率有进一步的提高.

1 矩特征的一般表达形式

令 $f(x, y)$ 是图像的分布函数, 则规则矩 m_{pq} 的定义为

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy. \quad (1)$$

由 $x = r \cos(\theta)$, $y = r \sin(\theta)$ 把式(1)从直角坐标系转换到极坐标系并经简单演算后, 可得到矩特征的一般表示式

$$F_{pq} = \iint f(r, \theta) g_p(r) e^{iq\theta} r dr d\theta. \quad (2)$$

其中 $g_p(r)$ 为变换核的径向分量, 而 $e^{iq\theta}$ 是变换核的角度分量. 进一步把式(2)写成为

$$F_{pq} = \int S_q(r) g_p(r) r dr, \quad (3)$$

其中, $S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{i n \theta} d\theta$. 需要注意的是如果式(3)中 $g_p(r)$ 定义在 r 的整个定义域内, 则 F_{pq} 可看作是图像的全局特征, 否则可看作是图像的局部特征. 可以证明图像发生旋转后特征值的模 $\|F_{pq}\|$ 保持不变. 根据式(3)可以证明 Hu's 矩、Li's 矩及 Zernike 矩都是其中的一些特例.

假设 $\|F_{pq}\|$ 和 $\|F'_{pq}\|$ 分别为两个相似物体的特征值, 它们之间存在如下关系:

$$\|F_{pq}\| = \|F'_{pq}\| + \Delta_{pq}. \quad (4)$$

假设有噪声存在, 则式(4)变为

$$\|F_{pq}\| = \|F'_{pq}\| + \Delta_{pq} + n_{pq}. \quad (5)$$

因为两个物体是相似的, 所以 Δ_{pq} 总是比较小. 由于 Hu's 矩、Li's 矩及 Zernike 矩都是在整个图像空间中计算的, 因而 n_{pq} 就比较大, 如果 n_{pq} 比 Δ_{pq} 大, 就会使识别发生错误, 而如果 $g_p(r)$ 是定义在图像的局部空间, 则 n_{pq} 将显著减小, 这样就提高了识别的正确率.

2 小波矩不变量

与傅氏变换不同, 小波变换可同时提供时域和频域窗口, 小波变换的这种特征非常适合于提取图像的局部特征.

考虑如下小波函数集:

$$\Psi^{a,b}(r) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{r-b}{a}\right), \quad (6)$$

其中 $a(a \in R^+)$ 是尺度因子, $b(b \in R)$ 是位移因子. 用式(6)代替式(3)中的 $g^p(r)$, 得到了小波矩不变量. 采用三次 B 样条函数作为母小波 $\Psi(r)$ ^[8], 即

$$\Psi(r) = \frac{4\alpha^{n+1}}{\sqrt{(2\pi n + 1)}} \sigma_w \cos(2\pi f_0(2r - 1)) \times \exp\left(-\frac{(2r - 1)^2}{2\sigma_w^2(n + 1)}\right). \quad (7)$$

式(7)中 $n = 3$, $\alpha = 0.697066$, $f_0 = 0.409177$, $\sigma_w^2 =$

0.561145. 则小波函数集 $\Psi_{m,n}(r) = 2^{m/2} \Psi(2^m r - 0.5n)$ ($m = 0, 1, 2, \dots$; $n = 0, 1, \dots, 2^{m+1}$) 选择不同的 m 和 n 就可以得到图像的全局特征和局部特征. 由此可以定义小波矩不变量为

$$\|F_{m,n,q}^w\| = \left\| \int S_q(r) \Psi_{m,n}(r) r dr \right\|. \quad (8)$$

式中 $q = 0, 1, 2, \dots$. 对某一固定的 r , $S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{i n \theta} d\theta$ 代表图像 $f(r, \theta)$ 在相位空间 $[0, 2\pi]$ 中的第 q 个特征. 而且利用不同的尺度因子 m 、位移因子 n , $\Psi_{m,n}(r)$ 可以遍及整个径向空间 $[0, 1]$, 这样小波矩不变量 $\|F_{m,n,q}^w\|$ 就可以提供 $f(r, \theta)$ 在不同尺度水平上的特征.

3 特征选择

在样本数不多的情况下, 通过特征选择, 选取部分特征用于特征分类器识别, 不但可以改善分类器的性能, 提高识别效率, 而且还可以降低模式识别的代价. D. Shen 的特征选择方法首先计算出每一个特征分量的可分辨类别个数及最差总体分辨尺度, 并由此对所有特征排序, 选取最佳的 n 个特征用于分类. 考虑到各特征分量之间可能存在的统计相关性, 由单个分辨能力最佳的前 n 个特征组合而成的特征组并不能保证是一个最优的特征组, 有时甚至是一个不好的特征组. 只有在各特征分量相互独立, 且整个特征组的分辨尺度 $J(X)$ 满足如下条件时:

$$J(X) = \sum_{i=1}^n J(x_i) \text{ 或 } J(X) = \prod_{i=1}^n J(x_i), \quad (9)$$

这 n 个特征组成的特征组才是最优的特征组. 本文提出一种结合离散度和顺序前进法的特征选择方法, 它是一个局部最优的特征选择方法. 由于考虑了当前特征组和待选特征分量之间的相关性, 所以一般情况下得到的特征组要比 D. Shen 文中方法选取的特征组识

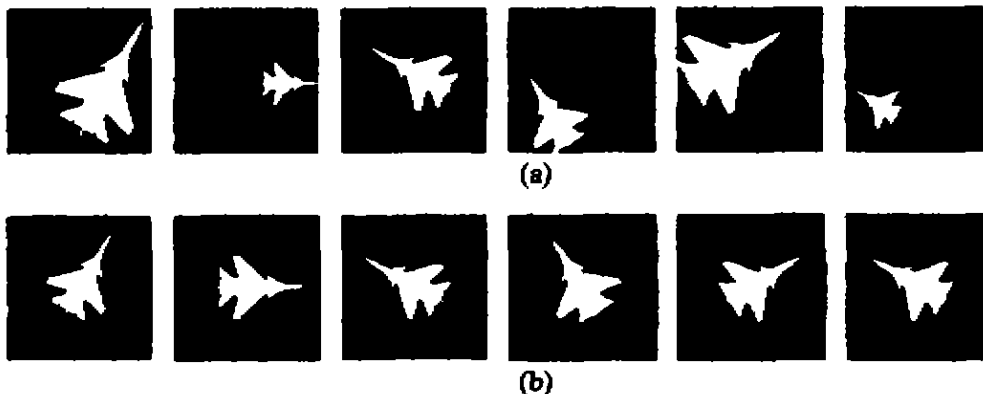


图1 (a)飞机样本集中的实例, (b)归一化后的图像
Fig. 1 Samples in aircraft set (a) and normalized images (b)

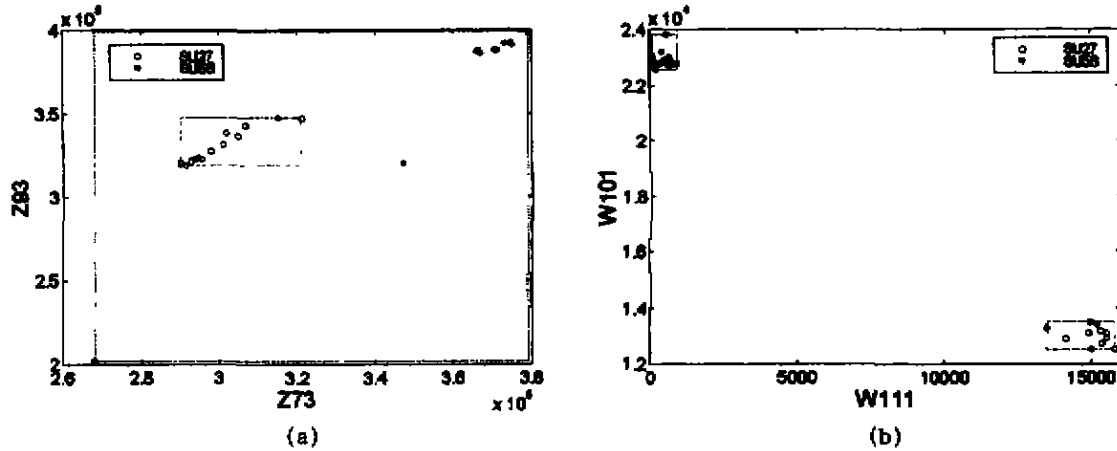


图 2 两类飞机在 2 维特征空间中的分布, (a)Zernike 矩下的分布图, (b)小波矩下的分布图
 Fig. 2 Scattergrams of two kinds of aircraft in the selected 2D feature spaces
 (a) under Zernike's moment, (b)under wavelet moment

别效果好。

设 $(m_i, C_i), (m_j, C_j)$ 分别是 i, j 类特征向量的均值及协方差矩阵, 定义两类的离散度^[9]为

$$J_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr}[(C_i - C_j)(C_j^{-1} - C_i^{-1})] + \frac{1}{2} \text{tr}[(C_j^{-1} - C_i^{-1})(m_i - m_j)(m_i - m_j)^T], \quad (10)$$

其中 $\text{tr}[\cdot]$ 为求矩阵的迹运算, J_{ij} 越大表示 i, j 两类容易区分。

定义总离散度为

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1, j \neq i}^M J_{ij}, \quad (11)$$

其中 M 为总的类别个数, 利用总离散度, 得到如下的特征选择方法: (1) 假设提取出的特征向量共有 m 维 $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, 首先计算每一个特征分量的总离散度 $J(x_1), J(x_2), \dots, J(x_m)$, 选择最小离散度 $J(x_k)$ 对应的特征分量 x_k 做为选出的特征组的元素, 即 $X_1 = (x_k)$. (2) 如果现在选出的特征组中已包含了 i 个特征 $X_i = (x'_1, x'_2, \dots, x'_i)$, 把剩下的 $m-i$ 个特征 x'_j ($j=i+1, i+2, \dots, m$), 按与特征组 X_i 组合后的总离散度 J 的大小排序, 如果 $J(X_i + x'_{i+1}) \geq J(X_i + x'_{i+2}) \geq \dots \geq J(X_i + x'_m)$, 则下一步的特征组 $X_{i+1} = X_i + (x'_{i+1})$. (3) 重复步骤(2), 直到特征组包含的特征个数达到要求的 n 个为止。

4 实验与结果

在第 2 节中已经说明了矩不变量具有旋转不变性, 为了使它具有平移不变性和尺度不变性, 在计算矩特征之前先要对图像进行规一化处理, 使各个图像的中心位于坐标原点, 各个图像的尺度保持一致. 本文分

别用小波矩不变量及 Zernike 矩不变量对两组样本数据: 飞机样本和印刷体字符样本进行了对比实验。

4.1 飞机样本识别

本实验的数据包含两类飞机 Su27 和 Su5s, 每一类飞机各有 60 个包含平移, 旋转和尺度变换的样本. 图像大小为 256×256 , 其中的 30 个样本用于训练, 30 个用于测试. 图 1 是其中的一些例子及其归一化后的图像。

利用第 4 节介绍的特征选择方法得到包含两个小波矩不变量的最优特征组是 (F_{111}^w, F_{101}^w) , 而用同样方法得到的包含两个 Zernike 矩不变量的最优特征组是 (Z_{73}, Z_{93}) . 两类飞机在这选定的两维特征空间中的分布如图 2 所示. 由图可看出利用小波矩不变量能够正确地识别两类飞机, 而用 Zernike 矩不变量则会使部分样本不能正确识别. 利用最近邻分类器得到的两种矩不变量的识别曲线如图 3 所示, 其中 N 代表特征数, R 代表识别率. 由图可知用小波矩不变量始终能正确识别两类飞

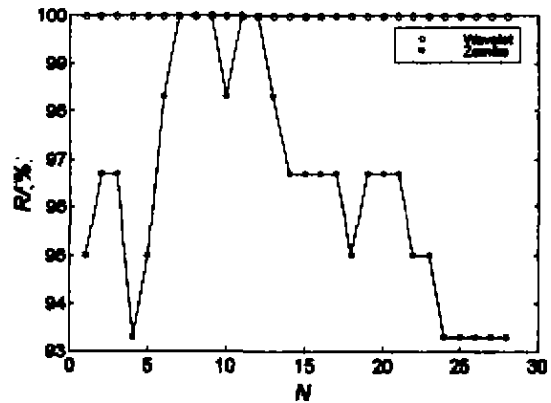


图 3 飞机样本的识别曲线
 Fig. 3 Recognition curves of aircraft

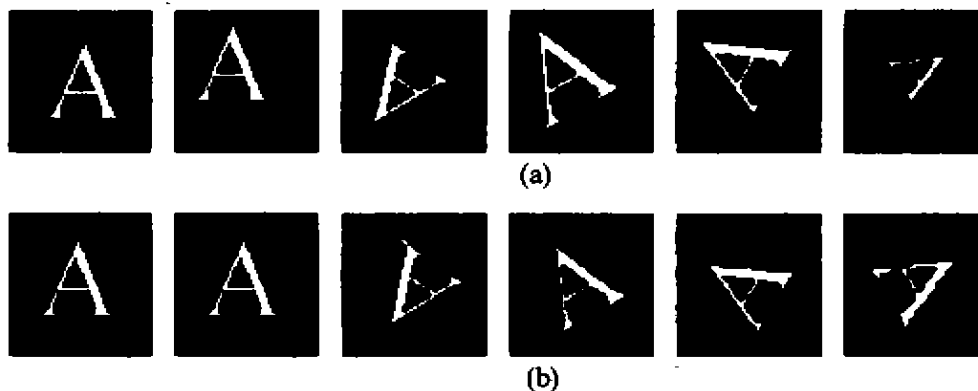


图4 印刷体字符集中的一些例子(a)及其归一化后的图像(b)
Fig. 4 Samples in printed character set(a) and normalized images(b)

机, 而用 Zernike 矩不变量则不能保证始终正确识别。

4.2 印刷体字符识别

实验所用的样本数据为随机生成的 26 个大写印刷体字符, 每一类字符有 60 个包含平移、旋转和尺度变换的样本。图像大小为 64×64 , 其中 30 个用于训练, 30 个用于测试。图 4 是其中的一些例子及规一化后的图像。利用 Zernike 矩不变量、D. Shen 的方法和本文的方法得到的识别曲线如图 5 所示, 其中 N 代表特征数, R 代表识别率。由图可知, 用 Zernike 矩不变量, 当选择 34 个特征时, 识别率达到最大为 98.7%, 用小波矩不变量, 当选择 39 个特征时, 可以达到 100% 的识别率, 而采用本文提出的特征选择方法, 识别率有进一步提高。

5 结语

本文从矩特征的一般表示形式出发, 介绍了小波矩不变量, 并且根据离散度准则选择一组由矩不变量组成的局部最优的特征组用于分类。最后对两组样本数据:

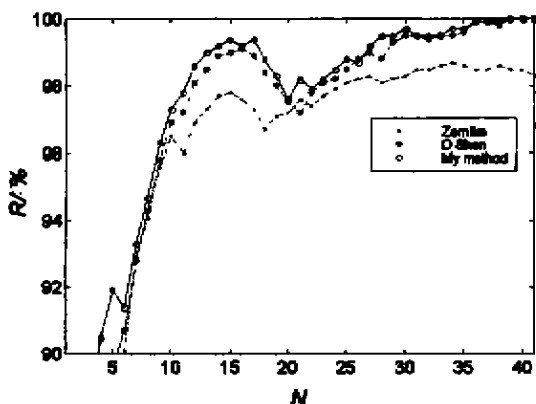


图5 印刷体字符的识别曲线
Fig. 5 Recognition curves of printed characters

飞机样本和印刷体字符样本, 分别用 Zernike 矩不变量和小波矩不变量, D. Shen 文中的特征选择方法和本文的特征选择方法进行了对比实验, 实验的结果证明了本文提出的如下观点: 由于 Zernike 矩不变量求得的是图像的全局特征, 容易受噪声的影响, 而小波矩不变量不但可以求得图像的全局特征, 而且可以求得图像的局部特征, 因而用小波矩不变量识别物体, 尤其是相似物体可以比用 Zernike 矩不变量得到更好的效果。

REFERENCES

- [1] Hu M. Visual pattern recognition by moment invariants, *IRE Trans. Inf. Theory*, 1962, 8: 179—187
- [2] Li Y. Reforming the theory of invariant moments for pattern recognition, *Pattern Recognition*, 1992, 25(7): 723—730
- [3] Teague M. Image analysis by the general theory of moments, *J. Opt. Soc. Amer.*, 1980, 70(8): 920—930
- [4] khotanzad A, Hong Y H. Rotation invariant image recognition using features selected via a systematic method, *Pattern Recognition*, 1990, 23(10): 1089—1101
- [5] Teh C H, Chin R T. On image analysis by the methods of moments, *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intel.*, 1988, 10(4): 496—513
- [6] Belkasim S O, Shridhar M, Ahmadi M. Pattern recognition with moment invariants; a comparative study and new results. *Pattern Recognition*, 1991, 24(12): 1117—1138
- [7] Shen D, Horace H S Ip. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns, *Pattern Recognition*, 1999, 32(2): 151—165
- [8] Unser M, Aldroubi A, Eden M. On the asymptotic convergence of B-spline wavelets to Gabor functions, *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1992, 38: 864—872
- [9] BIAN Zhao-Qi. *Pattern Recognition*. Beijing: Press of Tsinghua University (边肇祺. 模式识别. 北京: 清华大学出版社), 1988, 173—201