

基于 Gabor 小波滤波器的红外图像多尺度识别*

李宏贵 李兴国

(南京理工大学电子工程系, 江苏, 南京, 210094)

罗正发

(昆明物理研究所, 云南, 昆明, 650223)

TN 713
TN 215

摘要: 讨论了 Gabor 小波滤波器理论, 并利用 Gabor 小波滤波器的多尺度特性进行红外图像识别, 还进行了计算仿真实验. 实验结果表明本文算法是可行的和有效的.

关键词: Gabor 小波滤波器, 多尺度, 识别, 红外图像.

GABOR WAVELET FILTER BASED MULTI-SCALE RECOGNITION FOR INFRARED IMAGE*

LI Hong-Gui LI Xing-Guo

(Department of Electronic Engineering, NUST, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

LUO Zheng-Fa

(Kunming Institute of Physics, Kunming, Yunnan 650223, China)

Abstract The theory of Gabor wavelet filter was discussed. Multi-scale recognition for infrared images was carried out on the basis of Gabor wavelet filter, and the computer simulation experiments were done. The experiment results show that the algorithm proposed in this paper is available and efficient.

Key words Gabor wavelet filter, multi-scale, recognition, infrared image.

引言

目前红外热像仪已广泛地应用于军事和民用领域. 但是由于探测器本身固有的特性和恶劣外界环境条件, 使得红外热图像普遍存在目标与背景对比度差、图像边缘模糊、噪声较大等缺点, 因此对成像质量差的红外图像进行增强并进一步进行目标识别一直是红外热像仪等应用领域的客观需要. 然而提取红外图像的特征并进行目标识别并不是一个容易解决的课题, 本文所述 Gabor 小波滤波器广泛地应用于图像处理、理解和识别领域, 为目标识别提供了一个强有力的工具.

1 Gabor 小波滤波器理论

Gabor 滤波器广泛地应用于计算机视觉、纹理分析和目标识别等领域. 一维 Gabor 滤波器理论最早见

于 D. Gabor^[1]的论著. J. Daugman^[2]在 1985 年提出了二维 Gabor 滤波器理论, 并指出二维 Gabor 滤波器可以同时为空域、频域和方向上获得最佳的分辨率; 二维 Gabor 滤波器可以很好地模拟哺乳动物视觉神经简单细胞的感受野轮廓. J. Daugman^[3]还认为: 尽管 Gabor 滤波器的基函数不能构成一个完备的正交集, Gabor 滤波器可以看作为一种小波滤波器. A. Jain^[4]构造了一个 Gabor 滤波器集, 该滤波器集构成了小波变换的近似基. 本文使用这种 Gabor 小波滤波器提取红外图像的特征并进行多尺度识别. 本文使用的 Gabor 小波滤波器的形式为^[5]:

$$f(x, y, \theta, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \cos\left(\frac{2\pi x'}{\lambda}\right), \quad (1)$$

* 国防科技基金(98J10. 6. 4. BQ02)资助项目
稿件收到日期 1999-01-10, 修改稿收到日期 1999-04-26

* The project supported by the Fund of Science and Technology in National Defense (No. 98J10. 6. 4. BQ02)
Received 1999-01-10, revised 1999-04-26

式(1)中 θ 和 λ 分别为正弦波的方向和波长,假设 θ 的取值为

$$\theta \in \{\pi(k-1)/m\}, k = 1, 2, \dots, m; m \in Z, (2)$$

式(2)中 m 决定了滤波器方向的个数; σ_x 和 σ_y 分别为 Gaussian 包络在 x 和 y 方向上的标准差,它们决定了 Gaussian 包络的空间扩展; x' 和 y' 为

$$\begin{cases} x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta), \\ y' = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta); \end{cases} (3)$$

式(3)实际上是坐标旋转公式,可以获得不同方向的滤波器.

式(1)中参数 λ, σ_x 和 σ_y 反映了 Gabor 小波滤波器的多尺度特性. 图 2 为在 Fourier 平面上由式(1)构造的一组 Gabor 小波滤波器,各参数的取值为: $m = 4, 1/\lambda = (0, 2^\circ \sqrt{2}, 2^1 \sqrt{2}, \dots, 2^5 \sqrt{2})/256, \sigma_x = 1.25\sigma_y = (2^1, 2^2, \dots, 2^5) \cdot 256/10$, 图像大小为 $256 \cdot 256$. 图 2 显示了 Fourier 平面上 Gabor 小波滤波器的一半支撑. 图 2 还清晰地反映了 Gabor 小波滤波器的多尺度特性和方向特性. 多尺度或多分辨率是一般小波滤波器的共同特点,而 Gabor 小波滤波器不仅具有多尺度特性,而且还具有一般小波滤波器所不具备的良好方向特性.

2 基于 Gabor 小波滤波器的多尺度红外图像识别

当式(1)所示 Gabor 小波滤波器的参数 $\theta, \lambda, \sigma_x$ 和 σ_y 的取值已知时,从图像 $I(x, y)$ 中抽样点 (X, Y) 处提取的特征为:

$$g(X, Y, \theta, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) = \left| \sum_{x=-W/2}^{W/2} \sum_{y=-W/2}^{W/2} I(x+X, y+Y) f(x, y, \theta, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) \right|, (4)$$

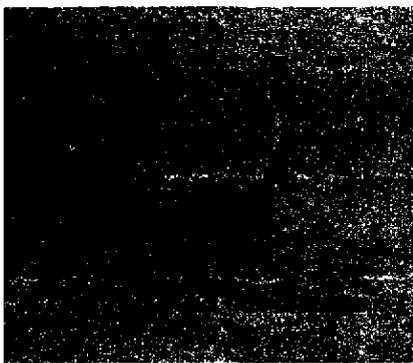


图 1 原始红外图像
Fig. 1 Original infrared image

式(4)中 W 为滤波器窗口大小. 在 $I(x, y)$ 中取足够多的抽样点,所有抽样点则可以用由式(4)提取的特征构成一特征矢量,所得特征矢量可以作为各种分类器的输入,从而进行目标识别. 有待考虑的问题包括: (1) 式(1)中各参数特别是尺度参数 λ, σ_x 和 σ_y 如何取值; (2) 采用什么样的分类器才能保证获得最佳的识别率. 本文将通过计算仿真实验研究上述问题.

3 计算机仿真实验及结论

实验的处理过程为: 首先对原始红外图像进行预处理(噪声滤除和边缘检测), 然后对边缘图像用 Gabor 小波滤波器提取特征并构成矢量, 最后把特征矢量输入分类器进行识别. 原始红外图像包括三类: 坦克、飞机和吉普车. 每一幅图像均匀地取 256 个抽样点, 在每一抽样点处用式(4)提取图像的特征, 从而得到大小为 $256 \cdot 1$ 的特征矢量. 实验中没有对特征矢量进行降维处理.

3.1 基于 Gabor 小波滤波器最佳尺度参数的实验

实验采用欧氏距离分类器, 如果下式成立

$$(X - \mu_i)^T (X - \mu_i) = \min_j (X - \mu_j)^T (X - \mu_j), (5)$$

则模式或特征矢量 $X \in \omega_i$. 式(5)中 μ_i 是类 ω_i 中特征矢量的均值. 用识别的错误率 (error rate) 来衡量不同参数 Gabor 小波滤波器的识别效果; 错误率越低, 识别率越高. 为了获取最佳的尺度参数, 将对参数 λ, σ_x 和 σ_y 不同的取值组合分别进行实验. λ 的取值为 $\{2\sqrt{2}, 4\sqrt{2}, 6\sqrt{2}, 10\sqrt{2}\}$, σ_x 和 σ_y 的取值^[6] 为 $\{0.5\lambda, 0.7\lambda\}$. 实验步骤如下:

- (1) 从每一类红外图像中随机地取 50 幅图像, 构成有 $3 \cdot 50 = 150$ 幅图像的样本集;
- (2) 对每一种尺度参数组合估计错误率;

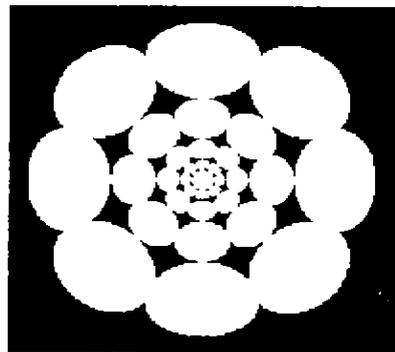


图 2 Gabor 小波滤波器集
Fig. 2 A set of Gabor wavelet filters

- (3) 重复步骤(1)和(2)3次;
- (4) 计算每一种参数组合错误率的均值;
- (5) 从实验数据中寻找使错误率最小的尺度参数组合.

表1是图像大小为 128×128 , $m=4$ 时的错误率. 从表1可见: 当 $\lambda=2\sqrt{2}$, $\sigma_x=0.5\lambda$ 及 $\sigma_y=0.5\lambda$ 时, 错误率最低, 识别率最高. 表2是不同大小图像的最佳参数值, 但表2中最佳参数是在使用欧氏距离分类器的前提下得出的, 对于其它分类器不一定是最佳值.

3.2 获取最佳分类器的实验

为了简单起见, 图像的大小取为 128×128 , 采用表2中相应的最佳参数构成特征矢量. 实验步骤为:

- (1) 把实验样本集随机地一分为二(样本集的构成同上);
- (2) 用一个子集训练分类器;

- (3) 用另一个子集测试分类器;
- (4) 重复步骤(1)、(2)和(3)4次;
- (5) 计算平均错误率.

表3是7种分类器的错误率, 从表3中可见: 对于Gabor小波滤波器, 反向传输神经网络是最佳的分类器; k -近邻分类器的错误率相对较低, 是有应用价值的; 而欧氏距离分类器的错误率最高.

3.3 Gabor小波滤波器与Zernike不变矩的比较实验

该实验是为了比较Gabor小波滤波器提取的特征与不变矩^[7]提取的特征的错误率. 表4是1-近邻分类器和反向传输神经网络的错误率, 从表4中可见: 对于1-近邻分类器和反向传输神经网络, Gabor小波滤波器的错误率都低于Zernike不变矩.

表1 尺度参数取值对错误率的影响
Table 1 Influence of scale parameter values on error rate

λ	$\sigma_x=0.5\lambda$	$\sigma_x=0.7\lambda$	$\sigma_x=0.5\lambda$	$\sigma_x=0.7\lambda$
	$\sigma_y=0.5\lambda$	$\sigma_y=0.5\lambda$	$\sigma_y=0.7\lambda$	$\sigma_y=0.7\lambda$
2 $\sqrt{3}$	12.0%	11.8%	12.1%	12.3%
4 $\sqrt{2}$	7.5%	7.9%	8.9%	9.2%
6 $\sqrt{2}$	8.3%	9.7%	10.1%	13.1%
8 $\sqrt{2}$	9.5%	15.4%	13.4%	21.1%
10 $\sqrt{2}$	12.9%	23.5%	17.4%	31.3%

表2 最佳参数取值
Table 2 Optimal values of the parameters

图像大小	m	λ	σ_x	σ_y
128 × 128	2	4 $\sqrt{2}$	0.5 λ	0.5 λ
256 × 256	4	4 $\sqrt{2}$	0.7 λ	0.5 λ
512 × 512	8	4 $\sqrt{2}$	0.7 λ	0.5 λ

表3 各种分类器错误率的比较
Table 3 Comparison of classifiers in terms of error rate

1-近邻 分类器	3-近邻 分类器	5-近邻 分类器	Fisher 线性分类器	二次 分类器	欧氏距离 分类器	反向传输 神经网络
4.04%	4.09%	4.09%	5.96%	5.30%	12.44%	2.34%

表4 Gabor小波滤波器与Zernike不变矩错误率比较
Table 4 Comparison of Gabor wavelet filter with Zernike invariant moments in terms of error rate

错误率	1-近邻分类器	反向传输神经网络
Gabor小波滤波器	4.04%	2.34%
Zernike不变矩	16.89%	9.14%

4 结语

通过上述计算机仿真实验,获得了最佳的 Gabor 小波滤波器参数,得到了最佳分类器—反向传输神经网络,并指出 k-近邻分类器是有应用价值的,最后还得出: Gabor 小波滤波器特征优于 Zernike 不变矩特征. 总之,本文所述的基于 Gabor 小波滤波器的红外图像多尺度识别方法是可行的和有效的.

REFERENCES

- [1] Gabor D. Theory of communication, *J. Inst. Eng.*, 1946, **93**: 429~457
- [2] Daugman J. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filter, *J. Opt. Soc. Amer.*, 1985, **2**(7): 1160~1169
- [3] Daugman J. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression, *IEEE Trans. on ASASP*, 1988, **16**(7): 1169~1179
- [4] Jain A. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters, *Pattern Recognition*, 1991, **24**(12): 1167~1186
- [5] Hamamoto Y. A Gabor filter-based method for recognizing handwritten numerals, *Pattern Recognition*, 1998, **31**(4): 395~400
- [6] Hamamoto Y. Recognition of handprinted Chinese characters using Gabor features, *Proc. 3rd Int. Conf. Document Analysis and Recognition*, 1995, 819~823
- [7] Khotanzad A. *Artificial Neural Networks and Statistical Pattern Recognition: Old and New Connections*, I. K. Sethi and A. K. Jain eds. Amsterdam: Elsevier Science Publishers B. V., 1991, 109~131