

# 低对比度前视红外坦克目标 图像检测方法研究\*

薛东辉 朱耀庭 朱光喜 宋 琪

(华中理工大学电子与信息工程系, 湖北, 武汉, 430074)

熊 艳

(华中理工大学模式识别与人工智能研究所, 湖北, 武汉, 430074)

**摘要** 将分形几何学用于低对比度前视红外图像的分割, 分析研究了自然场景与人造物体的分形特性随尺度的不同变化, 提出并构造一种新的多尺度分形特征矢量, 通过  $K$ -均值算法在特征空间中对其进行聚类, 从而实现了低对比度前视红外坦克目标图像的准确分割.

**关键词** 前视红外, 分形, 多尺度分析, 多分辨率金字塔分解, 图像分割.

## 引言

红外目标成像跟踪技术在导弹的精确末制导中应用十分广泛. 红外成像跟踪系统中所使用的图像是热成像系统所摄取的景物空间的热图像, 通常是用红外前视装置摄取的前视红外 (FLIR) 图像. 由于目标和周围环境存在着热交换、空气热辐射和吸收作用等, 所以在 FLIR 图像中, 目标和背景的对对比度较差, 边缘模糊, 对远距离目标的 FLIR 图像来说, 这一问题更为突出. 这使得从 FLIR 图像中提取目标十分困难, 而目标提取是精确跟踪的基础, 因此, 研究有效的目标提取方法显得十分重要.

分形几何学的出现为描述自然纹理提供了新的途径. 分形在自然景物生成、自然纹理分割、形状描述以及医学图像增强与分类中得到了有效的应用<sup>[2,3,4]</sup>. 本文将分形方法用于低对比度 FLIR 图像的分割, 通过图像多尺度金字塔分解方法构造了一种新的多尺度分形特征矢量, 从而有效地实现了低对比度 FLIR 图像中坦克目标的分割.

## 1 图像的多尺度金字塔分解

金字塔结构的多尺度(或多分辨率)图像处理技术是一种应用十分广泛的图像处理技术. 在这项处理技术中, 图像数据以一种层次结构表达, 原始图像经常放在底部, 粗化的图像放在相继的高层次上, 呈现出一个金字塔结构. 在实际处理中, 我们经常要从低分辨图像上获取一些有用信息, 并用于指导下一步的图像分析. 多分辨率图像的获取方法有交替采样、取平均、取中值和  $K$ -近邻等, 本文采用  $5 \times 5$  窗口取加权平均的方法, 即先由原灰度图像与一个  $5 \times 5$  的高斯窗作卷积, 再进行隔行隔列子抽样, 则可得到一高斯金字塔, 此过程可用 REDUCE 操作表示为

\* 国家自然科学基金资助项目  
© 1995 年 4 月 3 日收到, 修改稿 1995 年 7 月 8 日收到  
Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

$$G_l = \text{REDUCE}[G_{l-1}], \text{ 即} \tag{1}$$

$$G_l = \sum_{-2}^2 \sum_{-2}^2 W(m, n) \cdot G_{l-1}(2i + m, 2j + n);$$

式(1)中,  $G_{l-1}$ 表示下一层较高分辨率的图像,  $G_l$ 表示上一层较低分辨率的图像,  $W(m, n)$ 为一高斯窗, 定义为:

$$W(m, n) = W(m) \cdot W(n), \tag{2}$$

式(2)中  $m = -2, -1, 0, 1, 2; n = -2, -1, 0, 1, 2; W(-2) = W(2) = 0.05; W(-1) = W(1) = 0.25; W(0) = 0.4.$

通过上述分解运算, 我们得到了不同分辨率(或不同尺度下)的各级图像, 其分解过程如图1所示.

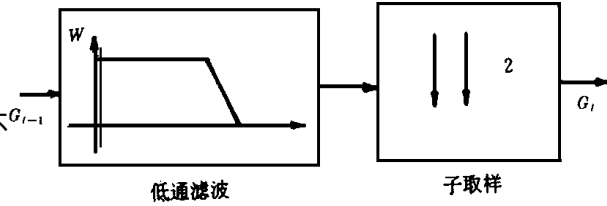


图1 多分辨率金字塔分解框图  
Fig.1 The diagram of multiresolution pyramid decomposition

## 2 分数布朗随机场及 $H$ 参数估计

Mandelbrot<sup>[1]</sup>首先提出用分数布朗运动( $fB_m$ )描述具有统计自相似性的一类随机过程现象, 将分数布朗运动用于描述空间分布的随机场, 得到了分数布朗随机场, 其定义为:

设  $B_H(x)$  为一高斯随机场,  $0 < H < 1$ , 若对所有的  $x$  和  $\Delta x$  满足:

$$Pr \left[ \frac{B_H(x + \Delta x) - B_H(x)}{\Delta x^H} < Y \right] = F(y), \tag{3}$$

则称  $B_H(x)$  为各向同性的分数布朗随机场, 其中  $F(y)$  为零均值高斯随机变量的分布函数,  $Pr(\cdot)$  为概率测度,  $\cdot$  为范数,  $H$  为分形参数.

$B_H(x)$  具有如下性质:

$$(1) E | B_H(x + \Delta x) - B_H(x) | = E | B_H(x + 1) - B_H(x) | \Delta x^H, \tag{4}$$

$$(2) E | B_H(x + \Delta x) - B_H(x) |^2 = E | B_H(x + 1) - B_H(x) |^2 \Delta x^{2H}, \tag{5}$$

并且  $B_H(x)$  的功率谱  $p(f)$  具有  $\frac{1}{f^{2H+1}}$  的幂指数形式.

Pentland<sup>[2]</sup>证明了, 大多数自然景物的表面所映射成的灰度图像满足各向同性的分数布朗随机场, 并将它作为自然景物图像分析与综合的一种模型. 分数布朗随机场作为自然景物图像的描述模型时, 其中的  $H$  参数反映了图像表面的不规则程度. 当  $H$  参数越大, 则图像表面越平坦, 而当  $H$  参数越小时, 图像表面越不规则. 图像表面的分形维数为

$$D = D_T + 1 - H, \tag{6}$$

式(6)中,  $D_T$  为图像表面的拓扑维数,  $H$  参数可由频域或时域估计得到. 在频域中根据  $P(f) = cf^{-2H-1}$ , 两端取对数得

$$\log P(f) = (-2H - 1) \log f + \log c, \tag{7}$$

式(7)中  $c$  为常数, 由最小二乘拟合法拟合数据点对  $\{\log P(f), \log f\}$ , 则由拟合直线的斜率

可算得  $H$  参数.

在时域中, 可根据上述  $B_H(x)$  绝对矩的性质, 采用最小二乘拟合法求出  $H$  参数. 如对式 (4) 两端取对数, 有

$$\log E|B_H(x + \Delta x) - B_H(x)| = H \log \Delta x + \log c, \quad (8)$$

其中

$$c = E|B_H(x + 1) - B_H(x)|, \quad (9)$$

通过拟合数据点对  $\{\log E|B_H(x + \Delta x) - B_H(x)|, \log \Delta x\}$ , 同样可算得  $H$  参数.

虽然分数布朗随机场模型可以作为自然景物图像的描述模型, 但需要指出的是, 实际的自然景物只是近似地满足分形特性, 故只有在某些尺度范围内才具有分形特性. 因此, 分数布朗随机场模型的应用有一个尺度范围. Pentland<sup>[2]</sup>的研究表明, 分数布朗随机场模型的统计特性在小尺度范围内与实际的自然景物图像的统计特性吻合得较好, 因此, 我们将在小尺度范围内采用分数布朗随机场模型作为自然景物图像分析描述的统计模型.

### 3 基于多尺度分形特征矢量的前视红外图像分割方法

虽然分形维数(或  $H$  参数)可以较好地用于自然纹理的分割<sup>[2]</sup>, 但是对于低对比度的 FLIR 图像, 直接应用分形维数则难于将目标从自然场景中分割出来. 为此, 我们必须综合考虑图像的其它一些特征, 并用于目标的提取.

我们知道, 自然景物图像表面的灰度场满足各向同性的分数布朗随机场模型, 因此, 若对其进行多分辨率分解, 则在不同尺度(或分辨率)下得到的图像表面  $H$  参数估计值(或分形维数)基本上是不变或变化很缓慢的. 而人造物体则不满足分数布朗随机场模型, 故若对它进行多分辨率分解, 则在不同尺度下得到的图像表面  $H$  参数估计值的变化很大. 图 2 是一幅自然纹理的图像, 图 3 则是一幅含有人造物体的自然场景图像, 图 4 为图 2 和图 3 中图像在不同尺度下的分形特性参数  $H$  值随尺度的变化.

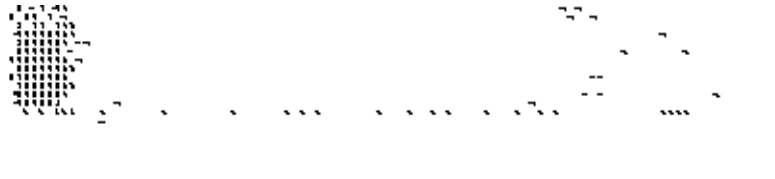


图 2 自然纹理图像

Fig. 2 Natural textures image

图 3 含有人造物体的自然景物图像

Fig. 3 The natural scenes image with man-made object

因此, 若取不同尺度下得到的  $H$  参数估计值构成一特征矢量, 则它们必能在特征空间中构成, 满足分形特征属性和不满足分形特征属性的两种不同类别. 对于一个二维  $H$  参数特征矢量, 即只取两级不同尺度下  $H$  参数估计值时, 满足分形特征属性的一类矢量在特征空间中沿 45 轴对称方向分布, 而不满足分形特征属性的一类矢量在特征空间中分布于 45 轴的一侧. 对于一个  $N$  维  $H$  参数特征矢量, 满足分形特征属性的一类矢量在特征空间中沿某一对称轴方向分布, 而不满足分形特征属性的一类矢量在特征空间中分布于

该对称轴一侧的空间中. 因此, 该特征矢量较好地表征了满足分形特性的自然场景与不满足分形特性的人造物体两类不同模式的特性.

据此, 我们定义一个新的特征矢量, 称为多尺度分形特征矢量, 即:

设有一幅大小为  $M \times M$  的图像, 对其进行金字塔多分辨率分解, 得到  $L$  级不同分辨率的图像, 取其中的  $N$  级, 并分别估计它们的分形特性参数  $H$  值, 从而得到多尺度分形特征矢量

$$MF = (H_1, H_2, H_3, \dots, H_N)^T. \quad (10)$$

针对低对比度 FLIR 图像的目标检测, 为了在特征空间中进一步加大两类特征矢量中心之间的距离, 有效地提取坦克目标, 我们在多尺度分形特征矢量中加入不同尺度下图像的均方差. 因此得到扩展后的多尺度分形特征矢量为

$$MF = (H_1, V_1, H_2, V_2, H_3, V_3, \dots, H_N, V_N)^T. \quad (11)$$

本文中所采用的多尺度分形特征矢量, 即指扩展的多尺度分形特征矢量. 由多尺度分形特征矢量构成了多尺度分形特征矢量空间, 在多尺度分形特征矢量空间中采用  $K$  均值聚类算法对所有特征矢量进行聚类, 则得到目标与背景两种不同的聚类. 基于多尺度分形特征矢量的 FLIR 图像分割的具体算法如下:

对图像中的每一个像素执行下列操作: (1) 灰度金字塔的建立. 以某一象素为中心, 取一适当大小的窗口作为原始图像, 并与一个  $5 \times 5$  高斯窗做卷积, 然后进行隔行隔列子抽样, 则可得到不同尺度(或分辨率)下金字塔结构的图像; (2) 对原始图像和不同分辨率子抽样得到的图像, 估计图像的局部  $H$  参数值和均方差; (3) 将不同尺度下的  $H$  参数估计值与均方差估计值构成一个多尺度分形特征矢量; (4) 采用  $K$  均值聚类算法进行聚类, 并将聚类结果作二值标记.

其中,  $K$  均值算法中特征矢量之间距离的测度有多种, 本文采用的是均方距离测度, 即设  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  和  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  为两个  $n$  维特征矢量, 则它们之间的均方距离定义为:

$$d(X, Y) = \frac{1}{n}(X - Y)^T(X - Y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2. \quad (12)$$

#### 4 实验结果与分析

我们采用上述方法对图 5 中的一幅 FLIR 图像进行了分割. 图 6 给出了图 5 中 FLIR 图像的灰度直方图, 由图 6 可见, 图 5 中图像的灰度呈单峰分布, 并且分布在较窄的灰度范围内. 在构造多尺度分形特征矢量空间时, 我们采取逐点像素估计  $H$  参数值, 若图像大小为  $M \times M$ , 这时得到的多尺度分形特征矢量个数亦为  $M \times M$ . 我们也可以通过设置一个步长 step, 按步长长度采取点估计  $H$  参数值, 这时得到的多尺度分形特征矢量个数则为  $(M/$

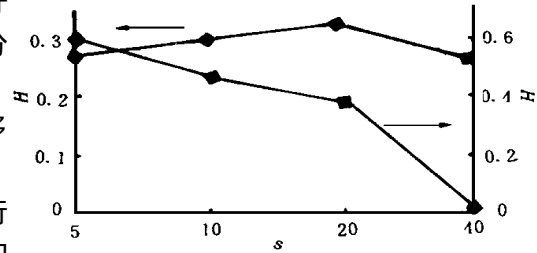


图 4 图 2 和图 3 的  $H$  参数估计随不同尺度的变化

Fig. 4 The variation of  $H$  parameter in Figs. 2 and 3 in different scale

step)  $\times (M/\text{step})$ . 图 7 中(a)和(b)分别是 step= 1 和 step= 2 时采用多尺度分形特征矢量进行分割的结果, 图 8 给出了采用单一  $H$  参数的分割结果. 由图 8 可见, 分割结果中含有多个区域, 目标不能被提取出来. 考虑到  $H$  参数的估计精度( $H$  参数估计的窗口不能选得太小) 其中多尺度分形特征矢量由两级分辨率图像的  $H$  参数构成, 即 MF 为一个二维矢量. 由图 7 可见, 图像中的两个非自然纹理区域, 坦克和公路已被较好地分割出来. 其中长条状区域为公路, 另一方形区域为坦克. 此外, 我们还对一组序列(30 帧) 图像进行了分割实验, 都取得了较好的分割结果.

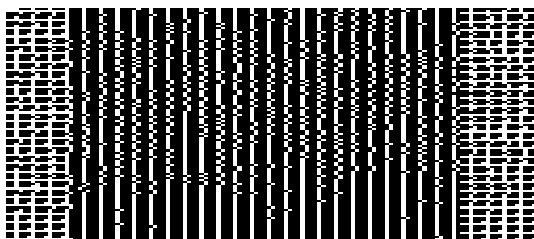


图 5 一幅 FLIR 图像

Fig. 5 A FLIR image

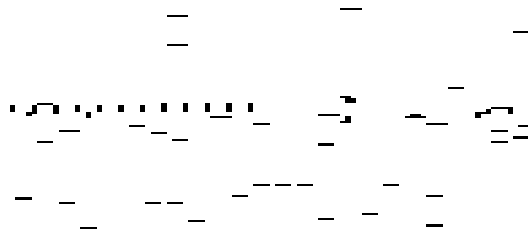


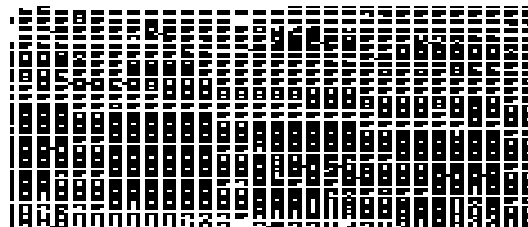
图 6 对应图 5 的灰度直方图

Fig. 6 The gray histogram of Fig. 5



图 7 采用 MF 的分割结果

Fig. 7 The segmented image by using MF

图 8 采用单一  $H$  参数分割的结果Fig. 8 The segmented image by using single  $H$  parameter

## 5 结语

本文针对低对比度红外坦克目标的检测, 提出了基于多尺度分形特征矢量的坦克目标分割新方法. 该方法实现了复杂自然场景中人造目标的分割, 从而为目标的进一步识别与精确跟踪打下了基础.

## 参考文献

- 1 Mandelbrot B B, et al. *SIMA Review*, 1968, **10**(4): 422 ~ 437
- 2 Pentland A P. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, **6**(6): 661 ~ 673
- 3 Chen C C, Daponte J S, Fox M D. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1989, **8**(2): 133 ~ 142
- 4 Mandelbrot B B. *The Fractal Geometry of Nature*, San Francisco, CA: Freeman, 1982
- 5 徐建华. 图像处理与分析, 北京: 科学出版社, 1992

## THE STUDY ON THE DETECTION OF TANK TARGET IN LOW CONTRAST FLIR IMAGE

Xue Donghui Zhu Yaoting Zhu Guangxi Song Qi

*(Department of Electronics and Information Engineering,*

*Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)*

Xiong Yan

*(The Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,*

*Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)*

**Abstract** Fractal geometry was used for the segmentation of low contrast FLIR image. The variation of fractal feature in different scales of natural scenes and man-made objects was analyzed. A new multiscale fractal feature vector was proposed and constructed. The accurate segmentation of tank target was realized by clustering the multiscale fractal feature vector in the feature space.

**Key words** FLIR, fractal, multiscale analysis, multiresolution pyramid decomposition, image segmentation.