

◎图形、图像、模式识别◎

分形特征模糊增强及其在目标检测中的应用

张坤华 杨 烜 张 力

ZHANG Kun-hua ,YANG Xuan ZHANG Li

深圳大学 信息工程学院 广东 深圳 518060

College of Information Engineering Shenzhen University ,Shenzhen ,Guangdong 518060 ,China

E-mail :zhang_kh@szu.edu.cn

ZHANG Kun-hua ,YANG Xuan ZHANG Li.Fractal feature enhancement based on fuzzy sets and its application in target detection.Computer Engineering and Applications 2009 45(11) :172-174.

Abstract : Detecting target under complex background through single fractal feature would bring errors because of non-universality and fuzziness of fractal feature between target and background.A novel algorithm of fractal feature enhancement based on fuzzy sets is proposed in this paper.First the fractal feature according to fractal scale invariance is estimated.Then the new membership function of fuzzy is defined to map the fractal gray image into fuzzy feature plane.Finally the fractal difference between target and background is increased by fuzzy enhancement transformation.On this basis combining with mathematical morphology the target detection method based on the enhanced fractal feature is given.The experimental results indicate this fuzzy enhancement algorithm can enhance the fractal feature of target and background effectively and that the disadvantages of traditional fuzzy enhancement methods are avoided.Through detection method based on enhanced fractal feature the target can be detected in complex background correctly and reliably and the capability of restraining noise is good in detection.

Key words : fractal feature fuzzy sets target detection fuzzy enhancement

摘 要 提出一种新的运用模糊集理论进行分形特征增强的方法,并将其运用到复杂背景下的目标检测中。首先根据分形的尺度不变性计算图像各像素分形特征,定义新的隶属度函数对分形灰度图进行模糊特征平面映射,再运用非线性变换的模糊增强运算提高目标和背景的分形差异。在此基础上,结合数学形态学理论提出了基于增强分形特征的目标检测方法。实验证明该算法能够确实有效的提高目标和背景的分形特征差异,并克服了传统模糊增强算法的弊病,基于增强分形特征的检测方法,保证了复杂背景下目标检测的正确性和可靠性,并具有较好的抑噪性能。

关键词 分形特征 模糊集 目标检测 模糊增强

DOI :10.3778/j.issn.1002-8331.2009.11.052 **文章编号 :**1002-8331(2009)11-0172-03 **文献标识码 :**A **中图分类号 :**TP391

1 前言

分形理论的发展为自然场景中人造目标的检测开辟了新的道路。利用分形特征抑制背景检测目标较传统算法具有很大优势,因此这类方法得到广泛运用^[1-3]。虽然分形模型理论上比较成熟,但实际复杂条件下表面或结构完全不同的的分形集可能有着相同或相似的分形特征值。B B Mandelbrot 在提出分形理论之初就已注意到分形特征的非普适性或非唯一性。此外,对于某些相似或模糊的纹理图像也会产生相近的分形,即分形特征描述的图像内容存在不确定性(模糊性)。因此,在运用分形理论进行复杂场景下目标检测时,目标和背景的分形特征可能出现交叠,用常规滤波方法难以克服,严重影响了算法的精确性。另一方面,图像在由三维景象映射为二维图像的过程中,

不可避免地存在信息丢失,所以天生具有模糊性。从图像自身特点和人类视觉特性考虑,图像的边缘、区域、纹理等概念的定义以及对图像低层处理结果的解释均存在模糊性,因此,基于模糊集合论的图像处理方法,在某些场合比传统方法更合理。本文从以上两方面出发,提出运用模糊集方法进行分形特征增强,并将其运用到复杂背景下的目标检测中,以保证目标检测的正确性,及良好的抑噪性能。

2 传统模糊增强方法

Pa1 和 King 首次将模糊集理论引入到图像的边缘检测算法中^[4],相对于传统空域微分算法有较好的抑噪、边缘检测效果。按照模糊集的概念,一幅具有 L 个灰度级的 $M \times N$ 的图像可

基金项目:国家自然科学基金(No.the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60572101);深圳大学科研启动基金项目(No.200745);国家重点实验室基金项目(No.51483040105QT5118)。

作者简介:张坤华,女,博士,讲师,主要研究方向:图像处理、目标识别与跟踪、信号处理等。

收稿日期:2008-12-17 修回日期:2009-02-13 Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

以看作是一个模糊集, 集内每个元素均具有相对于某个特定灰度级的隶属函数, 因此该模糊集称为图像等效模糊集, 也即为图像模糊特征平面, 对应的模糊矩阵记为 I :

$$I = \bigcup_{m=1}^M \bigcup_{n=1}^N \frac{\mu_{mn}}{x_{mn}} \quad (1)$$

矩阵中的各阵元 μ_{mn}/x_{mn} 表示图像像素 (m, n) 的灰度级 x_{mn} 相对于某个特定灰度级 x_k 的隶属度。在 Pal 与 King 经典模糊增强方法中, 通常 x_k 取最大灰度值 x_{\max} 。定义模糊隶属度函数 $G(x_{mn})$, 对原始灰度图像进行模糊变换 $G(x_{mn})$ 的定义为:

$$\mu_{mn} = G(x_{mn}) = \left[1 + \frac{x_{\max} - x_{mn}}{F_d} \right]^{-F_e} \quad (2)$$

其中, 参数 F_d 和 F_e 与 μ_{mn} 的形状有关, 通常取 $F_e = 2$ 。当 $x_{mn} = x_c$, 且 $G(x_{mn}) = G(x_c) = 0.5$ 时, 称 x_c 为渡越点, 此时利用式(2)可求取参数 F_d 的值。对变换后的图像进行模糊增强处理, 模糊增强的过程是对 μ_{mn} 做非线性变换, 其数学描述为:

$$\mu'_{mn} = T_r(\mu_{mn}) = T_r(T_{r-1}(\mu_{mn})) \quad r=1, 2, \dots \quad (3)$$

$$T_r(\mu_{mn}) = \begin{cases} 2(\mu_{mn})^2, & 0 \leq \mu_{mn} \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - \mu_{mn})^2, & 0.5 \leq \mu_{mn} \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

最后, 对 μ'_{mn} 进行 $G(\cdot)$ 的逆变换 $G^{-1}(\cdot)$, 得到模糊增强后的图像, 其像素值 $x'_{mn} = G^{-1}(\mu'_{mn})$ 。

传统模糊增强方法在图像增强, 特别是模糊边缘检测中得到广泛应用, 但该方法仍存在一些缺陷, 例如, 由于模糊隶属度函数 $G(x_{mn})$ 的值域是 $[a, 1]$ ($a > 0$) 而不是 $[0, 1]$, 经增强处理后, 一些灰度值接近 0 的像素被硬性置为 0, 造成低灰度值信息的丢失, 图像质量受到影响; 再有, 算法在将图像由灰度空间转换为模糊空间及其逆变换 ($G(\cdot)$ 和 $G^{-1}(\cdot)$) 时, 采用复杂的幂函数作为模糊隶属度函数, 存在运算量大、耗时多的缺点。此外, 算法中 u_c 规定为 0.5, 不能满足不同类型图像模糊增强要求, 致使对不同图像进行模糊增强时效果存在很大差异。因此, 出现了一些改进算法, 但大都集中在边缘检测方面^[5-7]。

3 分形特征的模糊增强及目标检测

3.1 图像分形特征提取

分形模型在一定尺度范围内可以很好地描述大多数自然景物复杂的表面结构特征, 而人造物体表面结构特征与分形模型存在较大差异。因此可以利用分形特征对自然景物和人造目标的不同表现进行目标检测。由 Minkowski-Bouligand 维数定义, 在二维情况下, 对于图像灰度表面, 其面积测度可以表示为:

$$A(\varepsilon) = K\varepsilon^{2-D} \quad (5)$$

其中 $A(\varepsilon)$ 为尺度 ε 下的测度特征值, 即灰度表面面积; ε 为尺度因子; K 为面积度量; D 为分维数, 对式(5)两端取对数, 有:

$$\log A(\varepsilon) = (2-D)\log \varepsilon + \log K \quad (6)$$

式(6)表示在 $\log A(\varepsilon) - \log \varepsilon$ 坐标系下的一条直线, $2-D$ 为该直线的斜率。采用“地毯覆盖法”^[8]估计不同尺度下图像局部灰度表面积测度 $A(i, j, \varepsilon)$, 其中 (i, j) 为像素点坐标。利用点对 $[\log A(i, j, \varepsilon), \log \varepsilon]$ 通过最小二乘法拟合式(6)代表的直线, 从而获得分维数 $D(i, j, \varepsilon)$ 。分维数随尺度的变化函数由下式给出:

$$C(i, j) = \sum_{\varepsilon=2}^n (C(i, j) - \overline{C(i, j)})^2 \quad (7)$$

其中 $\overline{C(i, j)} = \frac{1}{n-1} \sum_{\varepsilon=2}^n C(i, j, \varepsilon)$ 。

$n=9$ 。由于自然景物的表面所映射成的灰度图像在一定尺度范围内具有分形的尺度不变性, 其分形维数保持相对稳定, 故 C 值较小; 人造目标不满足分形特性, 其分维数是随尺度显著变化的, C 呈现出较大的值。因此利用尺度变化特征 C 可以进行目标检测。

3.2 分形特征的模糊增强

基于分形尺度变化特征的目标检测方法比基于单一分形维数的检测方法具有更好的稳健性。但对于复杂背景下的目标, 由于背景和背景灰度不均匀, 致使提取的分形(尺度变化)特征仍然存在模糊性, 因而目标与背景间的分形特征差异在某些区域并不明显, 检测时会出现错误归类, 所以需要进行特征增强。提出运用模糊集方法增强图像分形特征, 并避免了传统模糊增强算法中部分信息损失、渡越点固定、处理速度慢等缺点。具体算法如下:

(1) 首先, 将获得的图像各像素分形特征值进行规格化, 映射成分形灰度图, 其中像素的分形灰度为 l_{mn} ($l=0, 1, \dots, 255$)。

(2) 定义新的隶属度函数:

$$\mu_{mn} = G(l_{mn}) = \begin{cases} l_{mn}/l_T, & l_{mn} \leq l_T \\ \frac{l_{\max} - l_{mn}}{l_{\max} - l_T}, & l_{mn} > l_T \end{cases} \quad (8)$$

其中, 阈值 l_T 由分形特征决定。由于在背景和背景交界处, 分形维数急剧变化, 分形特征 C 呈现出很高的值, 反映在分形灰度图中对外表现为目标和背景间的边缘, 因此, 阈值 l_T 可由下式计算的分形特征 C_T 所对应的分形灰度来确定:

$$l_T \rightarrow C_T = b \times \max C(i, j) \quad (9)$$

其中 b 是考虑到系统和噪声影响引入的常数, 可取 0.8~0.95。后续模糊增强是对 l_T 两边的高、低分形灰度区, 也即目标和背景, 分别进行。由于在图像的高、低分形灰度区分别定义模糊矩阵元, 对图像低分形灰度的信息损失小, 并确保模糊增强达到较好的效果。此外, 因为采用不同的隶属度函数对增强效果没有太大影响, 但是对处理速度影响较大^[5], 因此本文定义了较为简单的隶属度函数。

(3) 模糊增强是在低分形灰度区进行衰减运算, 从而使该区域大部分像素的分形灰度值(对应于低分形特征值)更低, 而在高分形灰度区进行增强运算, 使该区域大部分像素的分形灰度值(对应于高分形特征值)更高。 $\mu_c = G(l_c)$, l_c 为渡越点。对 μ_{mn} 进行非线性变换, 以增大(当 $\mu_{mn} > \mu_c$)或减小(当 $\mu_{mn} \leq \mu_c$) l_{mn} 的值。非线性灰度变换定义如下:

$$\mu'_{mn} = T_r(\mu_{mn}) = T_r(T_{r-1}(\mu_{mn})) \quad r=1, 2, \dots \quad (10)$$

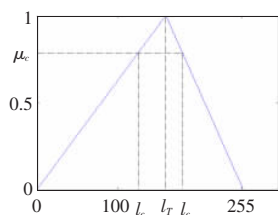
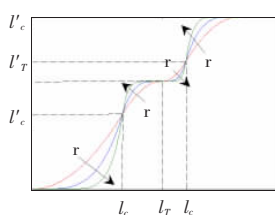
$$T_r(\mu_{mn}) = \begin{cases} \frac{\mu_{mn}^2}{\mu_c}, & 0 \leq \mu_{mn} \leq \mu_c \\ 1 - \frac{(1 - \mu_{mn})^2}{1 - \mu_c}, & \mu_c < \mu_{mn} \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

(4) 对 μ'_{mn} 进行逆变换, 得到经过模糊增强后的图像, 其像素分形灰度 l'_{mn} 为:

$$l'_{mn} = \begin{cases} l_T \mu'_{mn}, & l_{mn} \leq l_T \\ l_{\max} - \mu'_{mn}(l_{\max} - l_T), & l_{mn} > l_T \end{cases} \quad (12)$$

上述算法中 μ_{mn} 和 l_{mn} 的关系曲线如图 1 所示。显然, 本算法 μ_c 可在 0 到 1 之间取任意的值。对应渡越点 l_c 可以在阈值 l_T 的左侧或右侧取。模糊增强对高、低分形灰度区的大部分像素分别进行增强和衰减运算, 因此本算法中渡越点 l_c 的选取应尽量靠近阈值 l_T , 即, 应选择足够大的值。从图 2 模糊增强前后

像素分形灰度 l_{mm} 和 l'_{mm} 关系可见, 当渡越点不断靠近 l_T 时 l_c 最终为交汇点, 这与文献[5]中情况相同。此外, 从图 2 还可看到, 随着迭代次数 r 增大, l'_{mm} 是随 l_{mm} 平滑下降至 0, 避免了 Pal 和 King 算法中 l'_{mm} 被硬性置零的缺陷, 因而保留了更多的信息。经过模糊增强后的分形灰度图像层次更加清晰, 以确保后续目标检测的质量。

图 1 μ_{mm} 和 l_{mm} 的关系曲线图 2 l'_{mm} 和 l_{mm} 的关系曲线

3.3 复杂背景下的目标检测

在进行模糊增强后, 分形灰度图像呈现出明显的强特征区和弱特征区, 可以运用阈值方法进行目标分割。由于背景和目标的复杂重复性, 分割的结果可能存在少量背景边沿以及目标部分割裂现象, 为此, 提出一种基于增强分形特征的目标检测方法, 结合数学形态学操作, 保证目标的完整正确检出, 具体步骤如下:

(1) 运用 OTSU 方法对模糊增强后的分形灰度图像进行分割, 获得二值化结果。

(2) 运用数学形态学方法对分割结果进行区域连通, 首先进行一次以上膨胀运算以弥合小裂缝, 填平小孔, 最后运用闭运算平滑其边界, 获得完整目标区域。

(3) 采用边界跟踪方法^[9] 对各连通区域进行轮廓跟踪, 对轮廓跟踪所获得的具有封闭边界的团块进行种子填充, 计算各团块像素点数目以获得面积特征。

(4) 由于本文检测的是具有一定外形和面积的目标或扩展目标, 所以对于边界跟踪获得的团块, 去除边界点太少和面积小的区域, 检测出目标。

4 实验与分析

运用本文算法对大量图像进行了仿真实验, 部分实验结果如图 3~5 所示。图 3 是对复杂背景下表面灰度不均匀, 外形复杂的目标进行分形模糊增强的结果。其中, 图 3(a) 为地面坦克原始图像及其灰度三维分布, 由于目标和背景的灰度级都非常丰富, 目标被淹没其中。图 3(b) 为计算图像各像素分形特征获得的分形灰度图及其三维分布, 可以看到目标已有所突显, 但与背景差异较小, 为此进行模糊增强 ($r=3$ $l_T=173$), 使目标与背景的分形差异大大增加, 目标突显, 如图 3(c) 所示。

图 4 是对图 3(a) 在进行模糊增强后运用本文算法进行目标检测的过程和结果, 以及与运用其他方法检测的对比。其中, 图 4(a) 为分形模糊增强后运用 OTSU 方法分割的结果。在此基础上进行数学形态学区域连通 (图 4(b)) 和边界跟踪 (图 4(c))。最后利用目标外形特征检测出目标 (图 4(d))。可以看到目标被正确从复杂背景中检测出, 并保持了较好的外形轮廓。与本文算法进行对比, 图 4(e) 为直接运用分形维数检测结果, 由于背景和目标的分形特征上存在交叠, 检测结果包括了部分背景。图 4(f) 为直接运用 OTSU 方法检测结果, 可以看到由于目标和背景灰度交错, 运用阈值无法正确分割出目标。

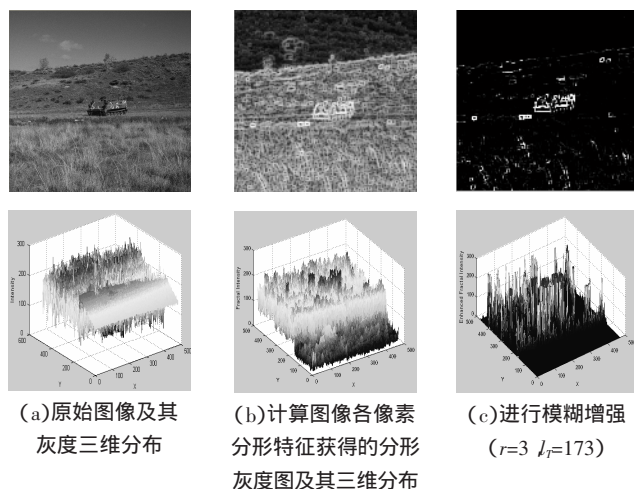


图 3 复杂背景和目标的分形特征模糊增强

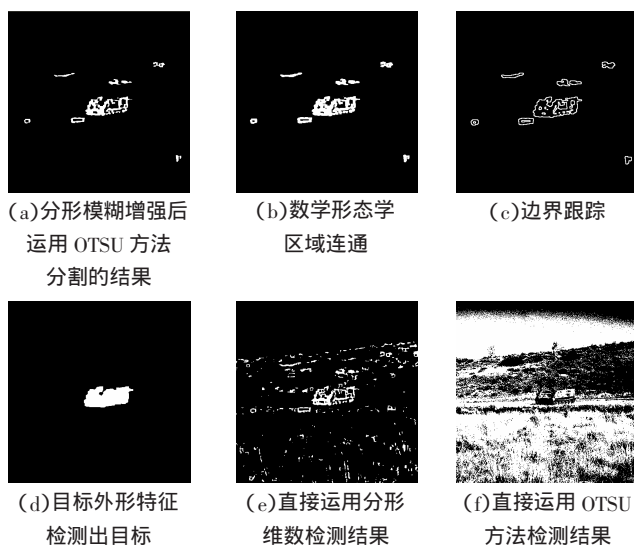


图 4 图 3(a) 目标检测过程及结果对比

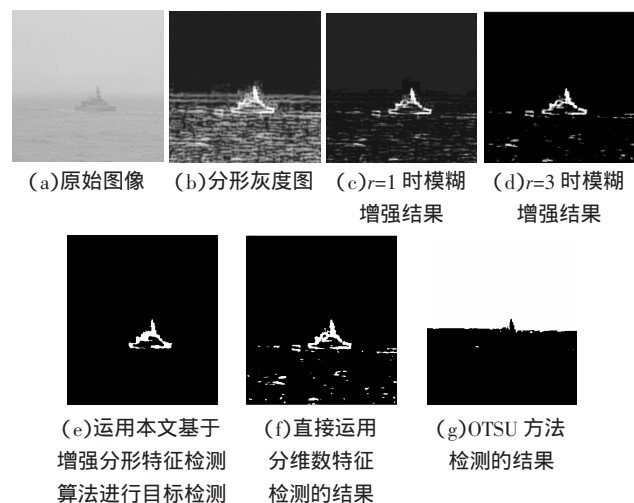


图 5 噪声图像分形特征模糊增强及目标检测对比

图 5 是对强噪声环境下海面舰船的分形模糊增强和目标检测结果。由于环境和系统噪声的影响, 原始图像模糊甚至出现了虚假轮廓, 如图 5(a) 所示。图 5(b) 为其分形灰度图, 图 5(c) 和图 5(d) 分别是 $r=1$ 和 $r=3$ 时模糊增强结果, 其中阈

定的平滑因子,实验表明通过权重的平滑之后带调音节误识率为 31.9%,较采用模型组合相关权重得到近 0.9%的进一步性能提升。较表 6 中隐式声调建模方法(35.5%)得到的获得 3.6%的误识率下降,说明区分性权重训练是显式声调建模方法获得最佳识别率的必要环节。

4 结论

提出了针对 HMM 声调建模的区分性方法,利用对区分性训练方法对模型参数进行重估,利用区分性训练方法对特征提取参数进行训练,来考虑汉语声调超音段特性的影响。声调识别实验结果表明区分性模型、特征参数训练显著降低了误识率,对声调特征和声调模型的联合训练进一步降低了误识率。实验结果还表明,区分型特征参数训练与基频移动窗归一化对识别率贡献具可加性。在利用声调模型提高连续语音识别性能时,使用区分性训练得到谱特征模型权重和声调模型权重,连续语音识别率较全局模型权重有显著提高。这表明通过使用文中提出的区分性声调建模方法,显式声调建模明显优于隐式声调建模。

参考文献:

- [1] Huang C H,Side F.Pitch tracking and tone features for mandarin speech recognition[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing ,Istanbul ,Turkey ,

2000 :1523-1526.

- [2] Lei X ,Siu M ,Hwang M ,Ostendorf M et al.Improved tone modeling for Mandarin broadcast news speech recognition[C]//Proceedings of Interspeech(ICSLP) ,Pittsburgh ,USA ,2006 :1277-1280.
- [3] Povey D ,Woodland P C.Minimum phone error and i-smoothing for improved discriminative training[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing , Florida ,USA ,2002 :105-108.
- [4] Povey D.Discriminative training for large vocabulary speech recognition[D].Peterhouse ,Cambridge University ,2004.
- [5] Povey D ,Kingsbury B ,Mangu L et al.fMPE discriminatively trained features for speech recognition[C]//Proceedings of International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing ,Philadelphia , USA ,2005 :1 961-964.
- [6] Chang E ,Shi Yu ,Zhou Jian-lai et al.Speech lab in a box :a Mandarin speech toolbox to jumpstart speech related research[C]//Proceedings of the 7th European Conference on Speech Communication and Technology ,Aalborg ,Denmark ,2001 :2779-2782.
- [7] Gopalakrishnan P S ,Kanevsky D ,Nadas A et al.A generalization of the Baum algorithm to rational objective functions[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing ,Glasgow ,Scotland ,1989 :631-634.
- [8] Lee T ,Lau W ,Wong Y W et al.Using tone information in cantonese continuous speech recognition[J].ACM Transactions on Asian Language Information Processing ,2002 ,1(1) :83-102.

(上接 174 页)

值 $l_i=215$ 。在此基础上运用本文基于增强分形特征检测算法进行目标检测如图 5(e)所示,可见检测正确、可靠,并具有较好的抑噪效果。作为对比,图 5(f)和图 5(g)为分别为直接运用分维数特征和 OTSU 方法检测的结果。

对 480×480 大小的图像,用 MATLAB 在 Intel Pentium 1.86 G 的 PC 机进行仿真,分形模糊增强迭代 1 次和 3 次的处理时间分别约为 4.7 s 和 7.3 s。实验表明迭代次数 r 并非越大越好,当取 $r=1$ 时,模糊增强不够充分,随着 r 的逐渐加大增强效果会越来越明显,但当 r 取大于等于 4 时,对分形特征增强质量提高不大,有时反而会造成细节消失。在本文方法中, $r=3$ 比较合适。

5 结论

针对复杂条件下分形集的非普适性及分形特征对图像内容描述的不确定性,本文提出运用模糊集理论进行分形尺度变化特征增强,能够显著提高目标和背景间的分形差异。由于采用新的模糊隶属度函数和模糊增强变换,使得算法避免了传统模糊增强方法的弊病。在此基础上,结合数学形态学和目标外形特征进行目标检测,保证了检测的正确性和可靠性,并具有较好的抑噪性能。

参考文献:

- [1] 田晓东,刘忠.基于分形理论的声纳图像人造目标检测算法[J].计算机工程与应用,2006,42(36):195-197.
- [2] Wang Li-di,Huang Sha-bai,Shi Ze-lin.Direction fractal dimension and its application in moving target detection[C]//Proceedings of 7th International Conference on Signal Processing ,2004 :946-949.
- [3] 孙玉秋,田金文,柳健.基于分维像的红外弱小目标检测方法[J].华中科技大学学报:自然科学版,2007,35(5):13-15.
- [4] Pal S K,King R A.On edge detection of X-ray image using fuzzy sets[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,1983,5(1):69-77.
- [5] 谢维信,刘健庄,谢海强.一种快速模糊边缘检测方法[J].信号处理,1992,8(4):193-201.
- [6] 郑春红,焦李成,陈希平,等.一种快速模糊图像边缘检测算法[J].计算机工程与应用,2004,40(32):48-50.
- [7] 杨水超,马志峰,赵保军.一种改进的模糊边缘检测快速算法[J].红外技术,2005,27(2):139-142.
- [8] Peleg S.Multiple resolution texture analysis and classification[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,1984,6(4):518-523.
- [9] 张毓晋.图像分割[M].北京:科学出版社,2001.