

基于分形理论的红外目标检测算法

李 柯, 黄席樾, 李建科, 李晓伟
(重庆大学自动化学院导航制导实验室, 重庆 400044)

摘 要:通过计算红外图像的分形特征参数可以达到区分红外目标和自然背景的效果。计算了基于多尺度分形参数总体表现的新的多尺度 D 维面积 K (即 MMK), 并提出了将 MMK 和基于灰度法计算的分形维数 D_{Δ} 结合使用 (即 MKD) 的目标检测算法。实践证明, 在红外图像中, 基于分形理论的目标检测算法效果优于以往的基于分形理论的目标检测算法。

关键词:分形理论; 目标检测; 红外图像

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

Infrared target detection algorithm based on fractal theory

LI Ke, HUANG Xi-yue, LI Jian-ke, LI Xiao-wei

(Laboratory of Navigation & Guidance, College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The aim to distinguish infrared objects and natural background can be achieved by calculating the fractal parameters of infrared image. This article computes the new multi-scales DK (MMK) that based on overall performance of multi-scales fractal parameters. Then presents a new target detection algorithm (MKD) that combines MMK and fractal dimension D_{Δ} , computed by gray method. As for infrared image, it has been proved that the detection effect of this article's target detection algorithm is better than the previous methods based on fractal theory.

Key words: fractal theory; target detection; infrared image

1 引 言

红外图像感受和反映的是目标和背景自身向外界红外辐射能量的差异, 即主要描述目标和背景的热辐射^[1]。红外图像有以下特点: 动态目标弱小、图像信噪比低、背景变换缓慢, 日照、湿度、气候变化对目标及背景的红外特征影响显著^[2]。

经典的红外目标检测方法一般采用空间-时间滤波算法, 先进行空间滤波预处理实现目标增强和背景抑制, 在此基础上用门限检测的方法进行目标检测, 然后通过时间序列分析进行时间域滤波, 去伪存真, 找到真正的目标。到目前为止, 低信噪比情况下的目标检测算法中通用性强且性能优良的并不多见, 需要进一步探索和不断改进完善。

分形的原文 Fractal 是 Mandelbort 用拉丁词根拼造的单词, 意思是细片、破碎、分数、分级等^[3]。在红外图像中, 自然景物在一定尺度范围内符合分

数布朗运动模型, 具有统计意义上的自相似性, 而人造物体不具有自相似性^[4]。因此自然景物和人造物体的分形特征参数取值不同。通过计算红外图像的分形特征参数, 可以达到区分红外目标和自然背景的效果^[4]。

基于分形理论的目标检测通常是通过计算单尺度分形特征参数: 分形维数 D 、 D 维面积 K 、分形拟合误差, 或者是计算基于分形特征参数变化度量函数定义的多尺度分形特征参数。本文提出了基于分形特征参数总体表现的新的多尺度分形特征参数, 并计算出新的多尺度 D 维面积 K (MMK), 然后依据不同算法中背景的随机性较强和目标的一致性较强的特点, 提出了将 MMK 和基于灰度法计算的分形

作者简介: 李 柯 (1982 -), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理, 模式识别, 多源信息融合。E-mail: likelinqiu@126.com
收稿日期: 2009-04-27; 修订日期: 2009-06-09

维数 D_v 结合使用的目标检测算法 (MKD)。

2 传统分形特征参数计算方法

2.1 分数布朗运动

B. B. Mandelbrot 推广了布朗运动过程, 定义了分数布朗运动^[3]。Pentland^[5] 证明了自然界大多数景物的表面是具有各向同性的分形, 它们的表面所映射成的灰度图像是具有分形特性的分形灰度表面, 满足各向同性的分数布朗运动随机场模型^[5]。分数布朗运动可以推导出如下的基本性质:

$$Var(|B(t_2) - B(t_1)|) \propto |t_2 - t_1|^{2H} \quad (1)$$

$$S(f) \propto 1/f^{1+2H} \quad (2)$$

$$A(r) \propto r^{2-D} \quad (3)$$

其中, $Var(\cdot)$ 表示方差; H 为频谱指数; $S(f)$ 为 $B(t)$ 在频率 f 下的频谱; $A(r)$ 为图形 $B(t)$ 在尺度 r 下所测得的表面积。

2.2 单尺度分形特征参数计算

2.2.1 分形维数 D

分形维数 (fractal dimension)^[3] 是最重要的分形特征参数, 是分形的定量表征。分形维数的计算方法很多, 为方便进行多尺度计算, 本文选用并简要介绍 Peleg 的 ε -毯覆盖法, 示意图如图 1 所示。

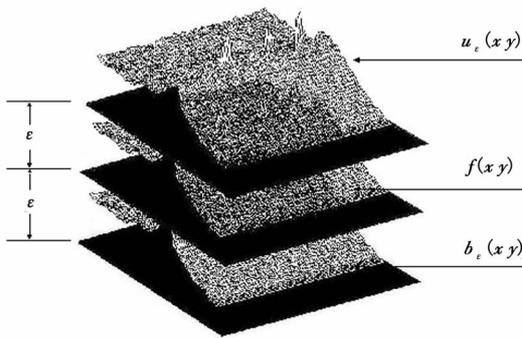


图1 毯覆盖法示意图

Fig.1 the sketch of covering-blanket method

图像 $f(x, y)$ 被视为三维欧氏空间中的一个表面, 图像的灰度起伏可以看作一个分形灰度曲面, 该曲面上某一点的高度等于图像中该点对应像素的灰度值。选一个尺度, 建立两个分别从上和下覆盖图像灰度曲面的毯子, 上毯 $u_\varepsilon(x, y)$ 和下毯 $b_\varepsilon(x, y)$ 。当 0 尺度时, 有:

$$u_0(x, y) = b_0(x, y) = f(x, y) \quad (4)$$

当尺度依次分别为 $\varepsilon = 1, 2, \dots, \varepsilon_{\max}$, 上、下毯的取值分别为:

$$u_\varepsilon(x, y) = \max\{u_{\varepsilon-1}(x, y) + 1, \max(u_{\varepsilon-1}(m, n))\} \quad (5)$$

$$b_\varepsilon(x, y) = \min\{b_{\varepsilon-1}(x, y) - 1, \min(b_{\varepsilon-1}(m, n))\} \quad (6)$$

其中, (m, n) 为满足 $|m, n - (x, y)| \leq 1$ 的 (x, y) 点的四邻域范围。 ε_{\max} 是计算分形参数时所取的最大尺度, $\varepsilon_{\max} \in N, \varepsilon_{\max} \geq 2$, 则“毯子”的容积为:

$$V_\varepsilon = \sum_{i,j} (u_\varepsilon(i, j) - b_\varepsilon(i, j)) \quad (7)$$

表面积为 $A_\varepsilon = V_\varepsilon / 2\varepsilon$ 。

将式(3)改写为 $A_\varepsilon = K\varepsilon^{2-D}$ 。其中, ε 表示尺度, $\varepsilon = 1, 2, \dots$; A_ε 表示在尺度 ε 下的测度; D 表示分形维数; K 表示 D 维面积; 2 是拓扑维数。

由于分形表面积符合关系式: $A_\varepsilon = K\varepsilon^{2-D}$, 对其两边取对数, 有:

$$\lg A_\varepsilon = (2-D)\lg \varepsilon + \lg K \quad (8)$$

通过不同尺度下计算得到表面积 $A_\varepsilon, \varepsilon = 1, 2, \dots, \varepsilon_{\max}$ 然后在 $\lg A_\varepsilon - \lg \varepsilon$ 双对数坐标系下, 进行直线的最小二乘拟合, 得拟合直线斜率, 从而求得分形维数 D 。

2.2.2 D 维面积 K

由 $A_\varepsilon = K\varepsilon^{2-D}$ 可知, 参数 K 也是一个分形参数, 称为 D 维面积, 它是一个类似面积的度量^[6]。对于人造目标, 灰度曲面面积变化率较小, 即 K 值较小; 对于自然背景, 灰度曲面面积变化率较大, 即 K 值较大。根据 D 维面积 K 的大小可以区分人造目标和自然背景。

在式(8)中, $\lg K$ 为该直线在纵坐标轴 $\lg A_\varepsilon$ 上的截距, K 为所求的 D 维面积。

2.3 基于分形特征参数变化度量函数定义的多尺度分形特征参数

在多尺度情况下, 自然景物的分形参数在一定尺度范围内能保持相对稳定, 而人造物体的分形参数随尺度显著变化, 即“波动”较大。通常, 使用多尺度信息的方法是计算分形参数在多尺度下的变化程度^[7], 即基于分形参数变化度量函数定义的多尺度分形参数。

由此定义多尺度分形维数特征为:

$$MD = \sum_{\varepsilon=3}^N [D_\varepsilon - \frac{1}{N-2} \sum_{\varepsilon=3}^N D_\varepsilon]^2 \quad (9)$$

相应的, 可以定义多尺度 D 维面积 K 为:

$$MK = \sum_{\varepsilon=3}^N [K_\varepsilon - \frac{1}{N-2} \sum_{\varepsilon=3}^N K_\varepsilon]^2 \quad (10)$$

其中, N 为最大尺度, 首先由 ε -毯覆盖法迭代计算出 $A_\varepsilon, \varepsilon = (1, 2, \dots, N)$ 。因为 $\lg A_\varepsilon = (2-D)\lg \varepsilon + \lg K$, 可由 $\lg A_\varepsilon$ 和 $\lg \varepsilon$ 进行直线拟合分别计算出 $D_\varepsilon, K_\varepsilon, \varepsilon = (3, 4, 5, \dots, N)$ 。

经过仿真验证, 在红外目标检测中, 常用的单尺度及多尺度分形特征参数计算方法效果并不理想。

3 新的广义分形特征参数(MKD)

3.1 基于分形特征参数总体表现的新的多尺度分形特征参数(MMK)

本文提出一种新的多尺度计算方法,即计算基于多尺度分形参数的总体表现的多尺度分形特征参数。因为用毯覆盖法计算出的分形参数 D 维面积 K 具有良好的增强目标和抑制背景的特性,所以仍然从毯覆盖法出发,计算多尺度分形参数 D 维面积 K 的总体表现(MMK)。具体做法是:

设最大度量尺度为 $\varepsilon = N$ 时,迭代计算出 A_ε , $\varepsilon = (1, 2, \dots, N)$, 由直线拟合的方法得:

$$\lg K_\varepsilon = \frac{1}{\varepsilon} \left(\sum_{i=1}^{\varepsilon} \lg A_i - D_\varepsilon \sum_{i=1}^{\varepsilon} \lg \varepsilon \right) \quad (11)$$

其中, $\varepsilon = (3, 4, \dots, N)$, D_ε 由第 2.3 节中的方法求得。

定义新的多尺度 D 维面积 K (MMK)为:

$$\text{MMK} = \prod_{\varepsilon=3}^N K_\varepsilon \quad (12)$$

该多尺度 D 维面积 K 并不是简单的将单尺度 D 维面积 K 做幂运算,而是综合考虑了各个尺度 D 维面积 K 的特性,有利于减少计算误差,并增强目标,抑制背景。

3.2 MMK 与分形维数 $D_{\Delta r}$ 结合使用

仿真实验证明,在红外图像中,基于分数布朗运动的灰度法计算分形维数后得到较好的目标增强和背景抑制效果。分数布朗随机场是非平稳的,而对应的离散增量(即 DFBR)则具有统计平稳自相似性,即 DFBR 场满足^[8]:

$$E\{|B_H(n+m) - B_H(n)|\} = E\{|B_H(n+1) - B_H(n)|\} \cdot \|m\|^H \quad (13)$$

基于分数布朗运动模型的灰度变化也叫 FBM 增量均值法。灰度变化方法是直接利用 $B_H(t)$ 的性质,应用于灰度图像可以得到 H 参数的计算方法。

设图像灰度满足 DFBR,其某一像素的灰度值用 $f(x, y)$ 表示,用 Δr 表示该像素 (x, y) 的邻域内与任意的像素点 (x_2, y_2) 之间的距离, $\Delta f_{\Delta r}$ 表示在相应距离上的两像素点的灰度差值, $E(\Delta f_{\Delta r})$ 表示在 Δr 距离上像素灰度差的数学期望,由式(13)有:

$$E(\Delta f_{\Delta r}) = K \Delta r^H \quad (14)$$

其中, $\Delta f_{\Delta r} = |f(x_2, y_2) - f(x, y)|$, $K = E(|f(x_1, y_1) - f(x, y)|)$, $\Delta r = \sqrt{(x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2}$ 。 (x_1, y_1) 为 (x, y) 的四邻域像素。

对式(14)两边取对数有:

$$\lg(E(\Delta f_{\Delta r})) = H \lg \Delta r + C \quad (15)$$

通过最小二乘法进行拟合,可以得到拟合直线的斜率 H 。再利用 $D = T + 1 - H$,从而求得分形维数

$D_{\Delta r}$ 。

在不同的目标检测算法中,背景体现出较大的随机性而目标体现较强的一致性。同时由仿真结果可知,灰度法和计算 MMK 的分形目标检测算法均能起到对目标增强的作用,而背景的表现不同的计算方法下呈现出较大的随机性。

为了达到更好的背景抑制,目标增强的效果,本文提出了结合使用 MMK 和分形维数 $D_{\Delta r}$ 的分形目标检测算法。称该多参数结合的新分形特征参数为 MKD。

MKD 的计算步骤是:

①计算新的多尺度分形特征参数 MMK。

②用灰度法计算出分形维数 $D_{\Delta r}$ 。

定义新的分形参数 MKD 为:

$$\text{MKD} = \text{MMK} \times D_{\Delta r} \quad (16)$$

算法流程如图 2 所示。

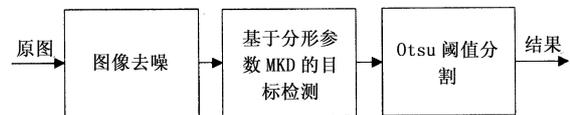


图 2 本文整体算法流程图

Fig. 2 the flow chart of this article's algorithm

4 实验结果

下面选取了有代表性的两幅图进行 MKD 算法效果展示,并分别与灰度法, D 维面积 K , MMK 的效果进行比较,如图 3 所示。阈值分割算法均采用 Otsu 方法。

灰度法中, $\Delta r = 5$, D 维面积 K 算法中, $\varepsilon = 10$, 计算 MMK 的算法中, $\varepsilon = 3 \sim 10$, 计算 MKD 的算法中, $\varepsilon = 3 \sim 10$, $\Delta r = 5$ 。

其中, S_i 代表去噪后的待检红外图像; $S_i - M$ 代表对 S_i 进行手工分割所得理想检测结果图; $S_i - R_1$ 为灰度法检测结果图; $S_i - R_2$ 为计算 D 维面积 K 的检测图; $S_i - R_3$ 为计算 MMK 的检测图; $S_i - R_4$ 为计算 MKD 的检测图。其中 $i = 1$ or 2 。

从图 3 可知,单独使用灰度法和单独计算 D 维面积 K 的效果均不理想,计算 MMK 的检测图 $S_1 - R_3$ 的左侧出现了误检。计算 MKD 所得的检测图均正确无误。

下面采用重叠区域 ROO(region of overlap)对算法性能进行定量评价。假设 A 代表通过手工的方式对原始的红外图像进行分割,得到的理想检测结果图像。 B 代表备选算法检测结果图像。 ROO 表示图像 B 和图像 A 之间的相似程度, ROO 的值越大,表明备选算法检测结果图像与理想检测结果图像越接近,相应备选检测算法的检测精度越高。

ROO 由下式定义:

$$\text{ROO} = \frac{\text{Count}(A \cap B)}{\text{Count}(A)} \quad (17)$$

分别计算 $S_1 - R_j$ 与 $S_1 - M$, $S_2 - R_j$ 与 $S_2 - M$ 相比较的 ROO 值,其中 $j=1,2,3,4$ 。结果如表 1 所示。

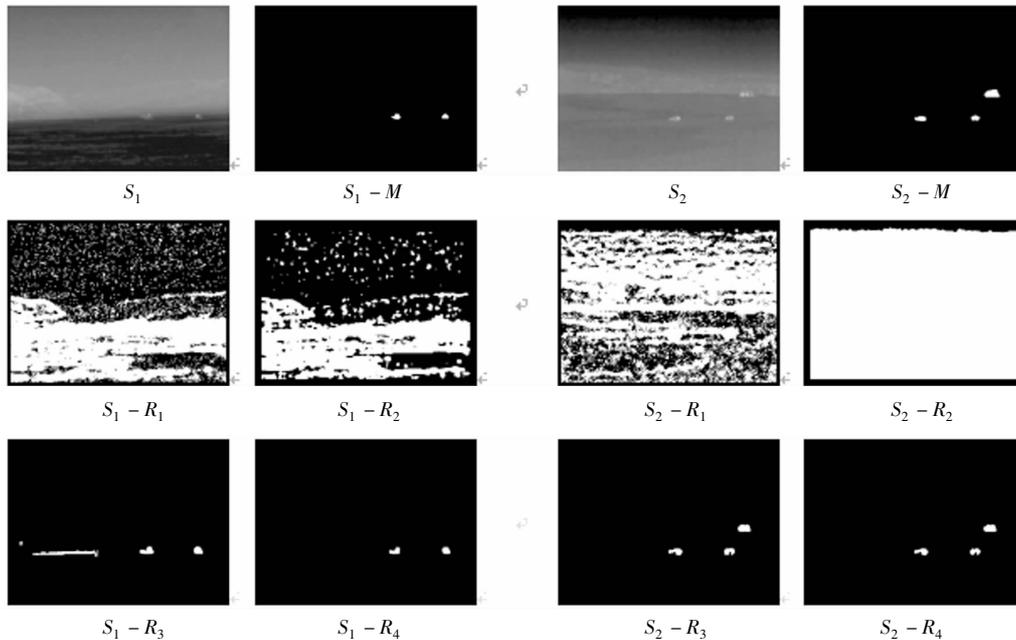


图3 不同算法检测结果比较

Fig. 3 the detection results comparison during different algorithms

表1 检测结果的 ROO 值统计

Tab. 1 Statistic of ROO value for detection results

	$S_1 - R_1$	$S_1 - R_2$	$S_1 - R_3$	$S_1 - R_4$	$S_2 - R_1$	$S_2 - R_2$	$S_2 - R_3$	$S_2 - R_4$
ROO	0.654609	0.712852	0.996237	0.998737	0.480859	0.162760	0.997578	0.997721

从表 1 可知,单独使用灰度法和计算 D 维面积 K 所得的检测结果准确性很差,在所有的检测结果中,计算 MKD 得到的 ROO 值最大,证明基于新的广义分形特征参数 MKD 的目标检测算法其检测准确性最高。

5 小结

采用计算 MKD 的分形目标检测算法得到了理想的目标增强,背景被抑制的效果,并使用 Otsu 方法对计算 MKD 的结果进行阈值分割,得到了目标检测的结果。实践证明,基于新的分形特征参数 MKD 的目标检测算法效果优于以往的基于分形理论的目标检测算法。该算法可运用于内河、海洋、航空等场合中的红外目标检测,且算法准确率较高、稳定性好,满足了实际运用的需要。

文中没有严格限定算法使用场合,在实际应用中需要视具体情况为算法添加一些前导或者后续模块。以进一步提高算法的运算效率和准确性。比如,在海上,可以通过 Hough 变换的方法检测天水线,然后在依据天水线划定的感兴趣区域 (ROI) 内进行目标检测。

参考文献:

- [1] 俞志刚. 红外弱小目标检测算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [2] 汲清波, 张学周. 一种基于红外序列图像的弱小目标检测方法 [J]. 航天控制, 2007, 25(4): 17-20.
- [3] Mandelbrot B B. The fractal geometry of nature [M]. Rev. Ed. New York: W. H. Freeman, 1982.
- [4] Falconer, K J. Fractal geometry-mathematical foundations and applications [M]. 2nd. Chichester: Wiley, 2003.
- [5] A P Pentland. Fractal-based description of natural scenes [J]. IEEE Tran. Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI, 1984, 6(6): 661-674.
- [6] 李捷, 张天序. 基于多尺度分形参数变化的目标检测方法研究 [J]. 数据采集与处理, 1996, 11(3): 218-221.
- [7] Peli, T. Multiscale fractal theory and object characterization [J]. J. Opt. Soc. Am. A., 1990, 7(6): 1101-1112.
- [8] 薛东辉, 朱耀庭, 朱光喜, 等. 一种基于广义多尺度分形参数的小目标检测方法 [J]. 通信学报, 1997, 18(6): 70-75.