

基于多特征的 SAR 图像的无监督分割

王庆香^{1,2} 李 迪¹ 张舞杰¹

(华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510641)¹ (广州中医药大学信息技术学院 广州 510006)²

摘 要 针对合成孔径雷达(SAR)图像灰度变化大、纹理复杂及边界模糊等特点提出了一种基于多特征的 SAR 图像的无监督分割方法。首先提取了 SAR 图像的局部矩特征与灰度共生矩阵的统计量(对比度、相关度、熵、同质性)特征;然后利用主元分析(PCA)的方法对这些有用的特征进行降维处理以得到含有足够类别信息的 2 维特征;最后使用 Mean Shift 方法对具有 2 维特征信息的像素进行自动聚类。由于 Mean Shift 聚类过程中无需提供类别数,因此,这种处理是一个无监督的自动分割过程。采用了多幅 SAR 图像和 Brodatz 纹理合成图像做分割实验,结果证明:本方法与单一利用灰度共生矩阵或矩特征的方法相比,分割的准确性明显提高。

关键词 SAR 图像,纹理分割,多特征,Mean Shift

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A

Unsupervised SAR Image Segmentation Based on Multi-features

WANG Qing-xiang^{1,2} LI Di¹ ZHANG Wu-jie¹

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)¹

(School of Information Technology, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, China)²

Abstract For synthetic aperture radar(SAR) images with the characteristics of complex texture, large brightness range and vague bridge boundary, a method of unsupervised SAR image segmentation based on multi-features was presented. First of all, features of the local moments and the statistics(contrast, correlation, entropy, homogeneity) of gray level co-occurrence matrix were extracted. Secondly, the dimensional reduction operation by principal component analysis(PCA) was applied to these extracted features in order to obtain 2-dimensional features with adequate category information. Finally, pixels with 2-D feature information were automatically clustered by the Mean Shift method. As the Mean Shift clustering method needn't provide the number of cluster, this processing is an unsupervised process of automatic segmentation. Composite image with Brodatz textures and SAR images were tested in segmenting experiments and the results demonstrate the method can achieve more accurate segmentation than other two methods in which only the gray level co-occurrence matrix or moments are employed.

Keywords SAR images, Texture segmentation, Multi-features, Mean shift

合成孔径雷达广泛使用在环境监测、地区资源测绘和军事行动等领域。在 SAR 图像中很多场景呈现的是显著的纹理特性,纹理所反映出的地形、地貌结构特征是识别地物目标的重要信息。因此,研究 SAR 图像的分隔重点是研究图像中不同纹理区域的分隔。纹理分析的常用方法有以下几类:统计分析的方法、几何(或结构分析)的方法和信号处理的方法^[1-3]。在对 SAR 图像的纹理分割中,由于 SAR 图像具有灰度变化大、纹理复杂、边界模糊、强噪声存在等特点,因此很难找到一种合适的方法来使所有 SAR 图像的分割都能取得满意的效果。常用的 SAR 纹理分析方法有灰度共生矩阵法^[4]、基于小波的分析方法^[5,6]、基于 Markov 随机场模型的方法^[7]等。在进行 SAR 图像纹理分隔时,必须进行两步重要的操作。第一步就是为每一个像素找出描述局部特征的特征向量,特征向量中包含的相异特征越多,它就越具有较好的类别

区分能力。第二步就是对这些具有各种特征的像素进行聚类。文献中的聚类过程大多需要提供类别的数目,这样的聚类过程难以实现完全的自动分割。本文根据 SAR 图像的特点,提出了一种新的与矩特征相结合并利用 Mean Shift 进行自动聚类的方法来实现 SAR 图像的无监督分割的灰度共生矩阵。为了提取更多的相异特征以取得好的分割效果,在分割的第一步提取了局部矩特征和灰度共生矩阵的统计量(对比度、相关度、熵、同质性)特征。这些特征的组合形成了较多的特征维数,不利于进行像素的聚类操作。为了减少聚类过程的数据计算量,进一步采用了 PCA 的方法将多维的特征降维,使其变为二维,最后利用 Mean Shift 方法对二维的特征像素进行聚类。由于 Mean Shift 方法是一种无监督的自动聚类方法,因此在分割过程中不需要提供聚类的数目,因此整个过程实现了完全无监督的 SAR 图像的自动分割。

到稿日期:2009-11-25 返修日期:2010-03-29 本文受广东省科技攻关计划项目(No. 2008B01040004)资助。

王庆香(1975-),男,博士生,讲师,主要研究方向为机器视觉检测、模式识别等,E-mail:wangqx@gzhtcm.edu.cn;李 迪(1965-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为嵌入式系统、自动控制、机器视觉等;张舞杰(1970-),男,博士后,主要研究方向为机器视觉检测及自动控制。

1 纹理特征向量的提取

为了实现图像的纹理分割,必须首先确定要选择的特征集合。本文根据 SAR 图像的特点选择了矩特征以及灰度共生矩阵的统计量(对比度、相关度、熵、同质性)特征。

1.1 矩特征

图像的局部矩是描述图像纹理的重要特征之一,它已成功应用到多纹理的图像分割中。本文将几种局部矩作为分割 SAR 图像的重要特征的一部分。Tuceryan^[1]提出的算法采用以下步骤计算纹理的矩特征。

1)计算局部邻域图像矩。这一步操作需要对每一个像素在一个局部邻域窗口内计算几种图像矩。在局部窗口中心的一个像素图像矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_{-W/2}^{W/2} \sum_{-W/2}^{W/2} f(m, n) x_m^p y_n^q \quad (1)$$

这是一个像素在一个矩形窗口的邻域操作,它可以看作图像同某个掩码的卷积操作。 m_{00} 的掩码相当于在局部求平均值, m_{01} 和 m_{10} 掩码相当于边缘检测或对比度检测算子。它们将会对 x 方向和 y 方向的变化产生响应。二阶操作则能反映像素间的更复杂的相互关系。窗口大小的选择是很重要的,越大的窗口越能捕获到全局的特征,其实窗口的选择应该与内容联系起来。即细腻的纹理要求较小的窗口,而粗糙的纹理要求较大的窗口。然而在无监督的 SAR 图像分割中,不可能实现人为定义窗口的大小。本文进行了不同大小局部窗口的对比实验,结果显示选择大小为 4×4 和 8×8 两种窗口较为合适。这样每一个窗口经过运算都会得到 6 种相应的特征值即 $m_{00}, m_{01}, m_{10}, m_{11}, m_{20}, m_{02}$ 。而每一种矩特征值在两种大小的邻域窗口下计算都可以产生两幅新的特征图像。本文使用了 6 种矩则会产生 12 幅特征图像。

2)局特征的非线性转换。这一步操作是通过一个非线性转换以得到具有较好区分效果的特征。根据文献^[1]采用双正切变换来得到新的特征图像 F_k 。变换公式为:

$$F_k(i, j) = \frac{1}{L^2} \sum_{(a, b) \in W_{i, j}} |\tanh(\sigma(M_k(a, b) - \bar{M}))| \quad (2)$$

式中, M_k 是上一步得到的矩特征图像, $W_{i, j}$ 是一个中心在 (i, j) 的 $L \times L$ 的窗口, \bar{M} 是这个窗口的均值。 σ 控制着逻辑函数的形状。 σ 取值很重要,本文取 0.01。

1.2 灰度共生矩阵的统计量

灰度共生矩阵是广泛应用的纹理分析的统计方法之一。灰度共生矩阵最早由 Haralick 在 1979 年提出^[8],灰度共生矩定义为具有一定位置偏移(依据二者的位置和方向)像素对出现的联合概率密度。它很好地反映了纹理中灰度级空间相关性的规律,是有关图像亮度变化的二阶统计特征。它能在一定程度上反映纹理本质结构特征。设 $f(x, y)$ 为一幅二维数字图像,其大小为 $M \times N$,灰度级别为 L_e ,则满足一定空间关系的灰度共生矩阵为:

$$P(i, j) = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N | f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \quad (3)$$

式中, $\#(x)$ 表示集合 x 中的元素个数,显然 P 为 $L_e \times L_e$ 的矩阵,设 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 间距离为 d ,两者与坐标横轴的夹角为 θ ,则可以得到各种间距及角度的灰度共生矩阵 $P(i, j, d, \theta)$ 。用灰度共生矩阵描述纹理时,不同类型的纹理将得到不同特点的生共矩阵。对粗纹理的区域,其灰度共生矩阵的

值较集中于主对角线附近。而对于细纹理的区域,其灰度共生矩阵中的值则散布在各处。为了能更直观地以共生矩阵描述纹理状况,可以从共生矩阵导出一些反映矩阵特点的参数,本文选择了 4 种导出参数来表征 SAR 图像纹理特征:

1)对比度

$$S_1 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} (i-j)^2 \quad (4)$$

又称惯性矩,反映了图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度。 S_1 越大则纹理沟纹越深,视觉效果越清晰;反之,对比度小,则沟纹浅,效果模糊。

2)相关度

$$S_2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\sigma^2} \quad (5)$$

$$\text{式中, } \mu = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} iP_{ij}, \sigma^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} (i-\mu)^2$$

此值度量空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度,因此, S_2 大小反映了图像中局部灰度相关性。当矩阵元素值均匀相等时,相关值就大;相反,如果矩阵像元值相差很大则相关值小。

3)熵

$$S_3 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} -\ln(p_{ij}) p_{ij} \quad (6)$$

此值是图像所具有的信息量的度量,纹理信息也属于图像的信息,是一个随机性的度量,当共生矩阵中所有元素有最大的随机性、空间共生矩阵中所有值几乎相等时,共生矩阵中元素分散分布时,熵较大。它表示了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度。

4)同质性

$$S_4 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1+(i-j)^2} \quad (7)$$

表示逆差矩反映图像纹理局部变化的多少。 S_4 大则说明图像纹理的不同区域间缺少变化,局部非常均匀。

为了更好地分割 SAR,像素对的选择也是较为重要的,像素对的数量越多则得到的特征就越多,从而就会更全面地描述各种纹理的特征,但较多的像素对会造成更大的计算量,本文根据实验选取距离为 1,方向为 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 的像素对来进行特征的抽取计算,这些像素对将能适宜大多数类型的纹理特征描述。本文在计算中采用的纹理特征计算窗口的大小是 14×14 像素。

2 特征维数缩减与聚类分析

2.1 特征维数缩减

PCA 变换(也叫 K-L 变换)是一种常用的数据降维方法,在图像压缩和随机噪声去除方面均有广泛的应用。PCA 变换后各个主分量之间互不相关,而且第一主分量包含了原随机变量方差的绝大部分。

由于经过上述几种方法得到的像素特征维数较多,而且如此多样的特征之间也存在一定的冗余信息,为了减少聚类运算的数据量,本文采用了 PCA 的方法将这些特征进行降维操作。首先利用 PCA 方法对产生的 6 个矩特征进行分析变换并把所得结果的第一维主分量作为聚类数据向量第一维即 $F(1)$;然后利用 PCA 方法对共生矩阵 4 个统计特征(每个特征包含 4 个方向的子特征)进行分析变换并把得到结果的第一维主分量作为聚类数据向量第二维即 $F(2)$ 。由此产生的

二维向量 F 可用于下一步的聚类分析。

2.2 Mean shift 聚类

Mean Shift 算法最早于 20 世纪 70 年代提出。作为一种有效的迭代算法, Mean Shift 具有良好的特性, 在聚类分析、视觉跟踪、图像平滑和图像分割等领域得到广泛的应用。Chmaniciu 和 Meer^[9,10] 充分论述和验证了 Mean Shift 算法在图像滤波、分割和跟踪中的使用。Mean Shift 算法本质上是一个自适应的梯度上升搜索峰值的方法, 其主要思想就是它把 d 维特征空间的数据点作为经验概率密度函数来对待。可以利用 Mean Shift 算法对具有多特征的图像像素进行聚类而不需要预先得知类别数。Mean Shift 聚类效果的一个典型例子如下。

随机产生 3 组 2 维的 900 个样本数据点 (每组 300 个数据点, 然后将这 3 组数据在 3 个方向拉开一定距离), Mean Shift 聚类方法能自动地将其分为 3 大类。图 1(a) 所示的为聚类前的数据, 图 1(b) 为聚类的结果。与模糊 c 均值算法相比, Mean Shift 主要优点是聚类过程无需预先定义类别的数目。

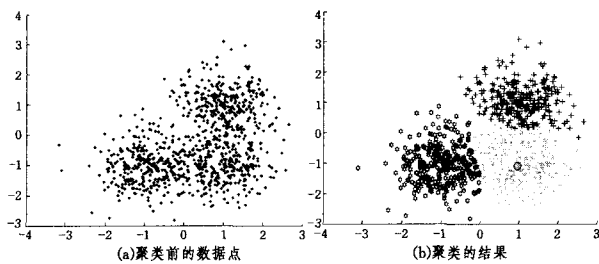


图 1 Mean Shift 聚类示意图

对于需要分割的纹理图像来说, 通过前面的计算步骤得到了含有 2 维特征信息的像素数据 F 。这一步将使用 Mean Shift 对 F 进行聚类分析, 其具体算法描述如下^[10]。

现把一幅图像看作二维网格点上 p 维向量, 图像的每个像素就是网格相应每个点, 若是灰度图像, 取 $p=1$, 若是彩色图像, 取 $p=3$, 若是多谱图像, 则取 $p>3$ 。网格点的坐标表示图像的空间信息。本文需要聚类的数据是由上述运算步骤得到具有 2 维特征的像素数据, 因此取 $p=2$ 。统一考虑图像的空间信息和提取的相关特征信息, 组成一个 $p+2$ 维的向量 $x=(x_s, x_r)$, 其中 x_s 表示网格点的坐标, x_r 表示该网格点上 p 维向量特征。用核函数 K_{h_s, h_r} 来估计 x 的分布, K_{h_s, h_r} 具有如下形式:

$$K_{h_s, h_r} = \frac{C}{h_s^2 h_r^2} k\left(\left\|\frac{x_s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x_r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (8)$$

式中, h_s 与 h_r 控制着平滑的解析度, C 是一个归一化常数。分别用 x_i 和 $z_i, i=1, \dots, n$, 表示原始和平滑后的图像, L_i 表示第 i 个像素的类标记。用 Mean Shift 算法进行图像聚类的具体步骤如下:

对每一个像素点,

1) 初始化 $j=1$, 并且使 $y_{i,1} = x_i$;

2) 运用 Mean Shift 算法计算 $y_{i,j+1}$, 直到收敛, 记收敛后的值为 $y_{i,c}$;

3) 赋值 $z_i = (x_i^s, y_{i,c}^s)$;

4) 通过对 z_i 分组, 并建立一系列的类别 $\{B_p\}_{p=1 \dots m}$;

5) 对于每一个 $i=1, \dots, n$, 赋值 $L_i = \{p | z_i \in B_p\}$ 。

经过上述几步处理后, 每一个像素都被赋予一个明确的类标记, 这实际上就已经完成了像素数据 F 的分类。

3 实验与分析

为了测试本文所设计算法性能, 采用了来自 Brodatz 纹理库的多幅纹理合成图像与 SAR 图像做分割实验, 图像灰度为 256 级, 大小为 256×256 像素。对每幅图像分别用矩特征、灰度共生矩阵统计特征以及二者相结合的特征 3 种方法对所选灰度图像进行了对比分割, 所列试验结果均采用一致的处理窗口大小, 即矩特征采用 4×4 与 8×8 大小, 灰度共生矩阵采用 14×14 大小。对于纹理图像分割效果描述, 人为分成了 4 类: 优、良、中、差。这 4 种情况分别对应的误分类像素面积范围为 $<1\%$, $1\% \sim 5\%$, $5\% \sim 10\%$ 。表 1 显示了具体的实验结果数据。大多数实验结果标志为中和差的图像都是视觉上观察纹理粗细变化较大的图像。通过对比可以看出利用矩与灰度共生矩阵统计相结合的特征进行的分割效果明显好于单独使用二者其中之一的特征进行分割的效果。

表 1 测试图像纹理分割效果数据

| 分割方法 | 等级 | 误分类像素 | 图像数(所占百分比) |
|-----------------|----|-----------------|------------|
| 灰度共生矩阵 与矩相结合 | 优 | $<1\%$ | 32% |
| | 良 | $1\% \sim 5\%$ | 61% |
| | 中 | $5\% \sim 10\%$ | 7% |
| | 差 | $>10\%$ | 0% |
| 灰度共生矩阵 | 优 | $<1\%$ | 29% |
| | 良 | $1\% \sim 5\%$ | 56% |
| | 中 | $5\% \sim 10\%$ | 13% |
| | 差 | $>10\%$ | 2% |
| 矩 | 优 | $<1\%$ | 26% |
| | 良 | $1\% \sim 5\%$ | 58% |
| | 中 | $5\% \sim 10\%$ | 13% |
| | 差 | $>10\%$ | 3% |

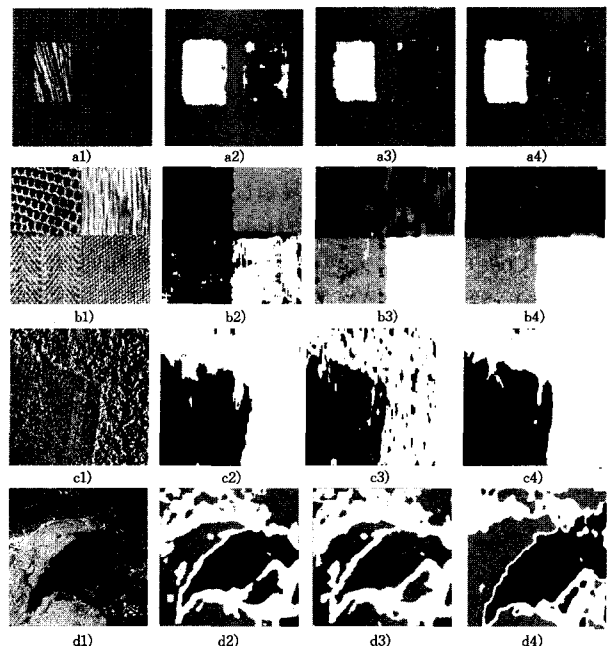


图 2 典型图像的分割效果对比

图 2 是纹理图像的分割对比试验结果图像, 其中 a1), b1) 为来自 Brodatz 纹理库的合成图像, c1), d1) 为 SAR 纹理灰度图像, a2), b2), c2), d2) 为单独使用矩特征分割后的图

像, a3), b3), c3), d3) 为单独使用共生矩阵统计特征分割后的图像, a4), b4), c4), d4) 为使用矩与灰度共生矩阵统计量相结合的特征分割后的图像。从图中的分割结果可以看出: 基于灰度共生矩阵与局部矩结合的特征产生的分割结果, 无论在分割精度还是分割边缘的光滑度上都不同程度地优于单独基于灰度共生矩阵统计特征或矩特征的同类分割。

结束语 本文主要研究了将矩特征与灰度共生矩阵的统计特征相结合并利用 Mean Shift 聚类实现 SAR 图像无监督分割的方法。整个分割过程无需提供图像的纹理类别数, 是自动完成的。采用了多幅典型的 SAR 与 Brodatz 纹理图像作分隔实验, 产生了较好的分割效果。本文所提出的方法的主要特点是: 1) 将纹理图像的矩特征与灰度共生矩阵统计特征相结合用于 SAR 图像的分割, 这些特征比单一某一类特征更能充分地描述多种类型的 SAR 纹理。2) 采用 Mean Shift 方法进行像素的聚类将使得整个分割过程完全自动完成, 从而实现完全意义的无监督分割。

参 考 文 献

[1] Tuceryan M. Moment Based Texture Segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 4(7): 659-668
 [2] Varma M, Zisserman A. Unifying Statistical Texture Classification Frameworks[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(14): 1175-1183
 [3] Selvan S, Ramakrishnan S. SVD-Based Modeling for Image Tex-

ture Classification Using Wavelet Transformation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2688-2696

[4] Soh L K, Tsatsoulis C. Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices[J]. IEEE Transaction on Geo2 Science and Remote Sensing, 1999, 37(2): 780-784
 [5] Chang T, Kuo C J. Texture Analysis and Classification with Tree Structured Wavelet Transform[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1993, 3(4): 429-441
 [6] Li M, Wu Y, Zhang Q. SAR Image Segmentation Based on Mixture Context and Wavelet Hidden-Class-Label Markov Random Field[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2009, 57(6): 961-969
 [7] Deng H W, Clausi D A. Unsupervised Segmentation of Synthetic Aperture Radar Sea Ice Imagery Using A Novel Markov Random Field Model[J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2005, 43(3): 528-538
 [8] Haralick R M. Statistical and Structural Approaches to Texture[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804
 [9] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time Tracking of Non-rigid Objects Using Mean Shift[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'00). South Carolina, USA: IEEE, 2000, 2: 142-149
 [10] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619

(上接第 266 页)

看出, β 总是大于 α , 这表明, 在数据存储表示方面, GNAM 能够比 LQT 和 NAM 方法更有效地减少数据存储空间。

综上所述, 理论分析和实验结果均表明, 与 LQT 和 NAM 方法相比, GNAM 方法能够更有效地减少子模式数(节点数)和数据存储空间, 是彩色图像的一种更好的表示方法。

结束语 图像表示是机器人、图像处理、模式识别等领域里的一个非常重要的问题。格雷码是一种无权码, 采用绝对编码方式, 它属于可靠性编码, 是一种错误最小化的编码方式。本文提出了一个重要定理, 即: 所有格雷码位面图的复杂性之和小于所有二值位面图的复杂性之和, 并将格雷码应用到基于 NAM 的彩色图像表示方法中, 提出了一种基于格雷码(Gray Code)的 NAM 彩色图像表示方法(简称为 GNAM 表示方法)。给出了 GNAM 方法的形式化描述, 并对其存储结构、总数据量和时空复杂性进行了详细的分析。理论分析和实验结果均表明, 与无格雷码的 NAM 表示方法和经典的线性四元树表示方法相比, GNAM 表示方法具有更少的子模式数(或节点数), 能够更有效地减少数据存储空间, 是一种有效的彩色图像表示方法。

参 考 文 献

[1] Chen C B, Zheng Y P, Sarem M. A novel non-symmetry and anti-packing model for image representation[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(1): 89-94
 [2] Li Q, Wang Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2): 202-

211

[3] Zheng Y P, Chen C B, Sarem M. An improved algorithm for gray image representation using non-symmetry and anti-packing model with triangles and rectangles[J]. Frontiers of Computer Science in China, 2008, 2(4): 431-437
 [4] Tanaka Y, Ikehara M, Nguyen T Q. Multiresolution image representation using combined 2-D and 1-D directional filter banks[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(2): 269-280
 [5] Samet H. The quadtree and related hierarchical data structures[J]. Computing Surveys, 1984, 16(2): 187-260
 [6] Gargantini I. An effective way to represent quadtrees[J]. Comm. ACM, 1982, 25(12): 905-910
 [7] 郑运平, 陈传波. 一种基于非对称逆布局模型的彩色图像表示方法[J]. 软件学报, 2007, 18(11): 2932-2941
 [8] Chen C B, Hu W J, Wan L. Direct non-symmetry and anti-packing pattern representation model of medical images[C]// Wuhan. Proceedings of the 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE'07). Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2007: 1011-1018
 [9] Zheng Y P, Chen C B, Sarem M. A novel algorithm for triangle non-symmetry and anti-packing pattern representation model of gray images[C]// Qindao. Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Computing(ICIC'07). Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007: 832-841
 [10] 郑运平, 陈传波. 三角形和矩形 NAM 的二值图像表示方法[J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(8): 1680-1684