

文章编号:1001-9081(2010)06-1587-03

基于最小割的极化特征图像分割

史彩云, 林伟, 李旭, 温金环

(西北工业大学 理学院, 西安 710129)

(shicaiyun465@163.com)

摘要:针对极化合成孔径雷达(SAR)所固有的斑点噪声很难分割出精确结果的问题,提出了一种基于图论的极化 SAR 图像分割方法。该方法结合极化 SAR 的多个极化特征,用 K 均值聚类算法得到像素的初始标号,然后建立一个关于标号的能量函数并构造相应的网络,用最小割方法求取网络中全局能量函数的近似最优解,由此得到每个像素点的恰当标号,最终完成图像的准确分类。该方法与传统的分割方法相比,能够充分考虑极化 SAR 图像的全局信息和极化特征对图像进行精确的分割。实验结果证明,该算法具有较好的分割效果。

关键词:极化合成孔径雷达;图像分割;最小割;K 均值聚类算法;能量函数

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Polarized characteristics image segmentation based on minimum cut

SHI Cai-yun, LIN Wei, LI Xu, WEN Jin-huan

(Science School, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710129, China)

Abstract: It is difficult to get accurate segmentation results because of inherent speckle noise of Polarimetric Synthetic Aperture Radar (POL-SAR); therefore, a graph-based POL-SAR image segmentation method was presented. The method used K-Means clustering algorithm to get the initial label of every pixel with reference to the combined multiple polarized characteristics. Then we used minimum cut method to get the optimal solution of global energy function approximately in these networks after establishing a labeled energy function and constructing the corresponding networks. Therefore, we could get the proper label of every pixel and complete the correct classification. Compared with other traditional segmentation methods, this method considers the global information and polarized characteristics of POL-SAR image adequately so as to get the accurate segmentation. The experimental results show the algorithm has better segmentation effect.

Key words: Polarimetric Synthetic Aperture Radar (POL-SAR); image segmentation; minimum cut; K-Means clustering algorithm; energy function

0 引言

极化合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)以多个极化通道方式测量目标的极化散射回波,因此它能够获得更加丰富的地物信息和极化特征。如何合理地采用多个极化特征形成目标的高维特征,是本文所要研究的内容。由于极化 SAR 所固有的斑点噪声,很难得到准确的分割结果,所以先对图像进行滤波去噪^[1],结合极化 SAR 图像的强度信息和它与平面目标的相似度信息组合成一个多特征的高维特征空间,在该特征空间中利用 K 均值聚类算法对其进行初始聚类,根据观测数据的统计模型,通过最大化贝叶斯后验概率得到相应的能量函数,然后用考虑图像全局信息的最小割方法得到能量函数的最优解,最终完成图像的准确分割。该方法与传统的图像分割方法(如区域生长法^[2])和一些常用的极化 SAR 图像分类方法(如 Wishart 分类^[3-4]等)相比,具有 3 大优点:1)能够利用图像的全局信息来对图像进行精确的分割,避免只针对局部信息所产生的误分割。2)由于分割的连续性保证了边缘轮廓较为光滑,避免了 Wishart 分类过于依赖数据的统计先验知识而无法得到令人满意的分割结果。

3)该方法适合三维甚至更高维目标的分割。由此本文方法能获得更好的分割结果。

1 极化 SAR 理论

1.1 基本极化组合和极化总功率图像

极化 SAR 可获得 4 种不同极化收发组合下的雷达图像:HH 极化、HV 极化、VH 极化和 VV 极化。每一个雷达目标都可以由一个 Sinclair 散射矩阵表示:

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (1)$$

在互易情况下,即 $S_{HV} = S_{VH}$ 。将散射矩阵元素向量化,得到 Pauli 复矢量:

$$k = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad 2S_{HV}]^T \quad (2)$$

从物理意义上 S_{HV} 对应着以水平极化照射目标时后向散射波的垂直极化分量,类似地可以解释其余元素的物理含义,图 1 为美国旧金山湾地区的基本极化组合幅值图像。

极化总功率代表极化测量的总散射强度,也即目标的强度信息,其数值为 Sinclair 矩阵的 Span 范数值。在满足互易

收稿日期:2009-11-30;修回日期:2010-01-21。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60972150);西北工业大学科技创新基金资助项目(2007KJ01033)。

作者简介:史彩云(1986-),女,宁夏中卫人,硕士研究生,主要研究方向:极化 SAR 图像处理;林伟(1965-),女,浙江瑞安人,副教授,博士,主要研究方向:统计建模、遥感图像处理;李旭(1986-),女,山西榆次人,硕士研究生,主要研究方向:极化 SAR 图像处理;温金环(1974-),女,讲师,博士研究生,主要研究方向:非线性控制、机器人控制、图像处理。

条件下,可由式(3)得到:

$$Span = |S_{HH}|^2 + 2|S_{HV}|^2 + |S_{VV}|^2 \quad (3)$$

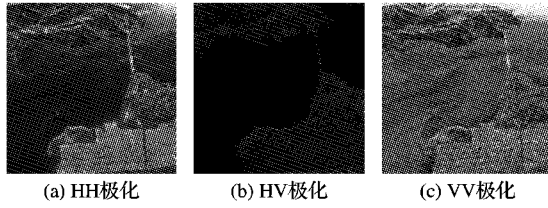


图1 美国旧金山湾地区的基本极化组合幅值图像

1.2 Yong 的极化相似性参数^[5]

通过计算雷达目标与典型目标中的相似性参数,以得到目标的平均散射特性的描述,也就得到了目标的相似度信息。典型目标有平面目标、线目标、二面角目标等。对于两个目标的散射矩阵 S_1, S_2 , 其相似性参数定义如下:

$$r([S_1], [S_2]) = \frac{|k_1^H k_2|^2}{\|k_1\|_2^2 \|k_2\|_2^2} \quad (4)$$

平面目标、线目标和 45° 方向二面角目标的散射矩阵分别为:

$$S_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad S_l = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad S_d = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: k_1, k_2 为其对应的 Pauli 矢量,可由式(2)得到, H 表示 Hermite 转置, $\|k\|_2^2$ 表示矢量 k 的二范数,即 $\|k\|_2^2 = k^H \cdot k$ 。当雷达目标与不同典型目标之间按照式(4)计算,可以得到不同的相似度矩阵。

2 K 均值聚类算法描述

当我们得到了极化 SAR 的强度信息和它与平面目标的相似度信息之后,以这两个信息构成一个二维的特征向量(其第一个分量为强度值,第二个分量是与平面目标的相似度值),用 K 均值聚类算法^[6]得到每个像素点的初始标号。算法具体步骤如下:

1) 设 $X = \{x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{R,S}\}$ 是特征空间中的所有像素点的集合,图像 X 的大小为 $R \times S$, 每个 $x_{r,s}$ 都可以表示为 (1×2) 二维特征向量 $x_{r,s} (P_{rs}, S_{rs})$, 在 X 中任选 K 个初始聚类中心: $V_{x_1, y_1}(t), V_{x_2, y_2}(t), \dots, V_{x_K, y_K}(t)$, t 为迭代运算的次数,并且记录其位置。

2) 逐个将图中的各个顶点按照聚类准则分配给 K 个聚类中心的某一个 $V_{x_i, y_i}(t)$, 聚类准则定义为:

$$D_i = |r - x_i|^2 + |s - y_i|^2 + |x_{r,s} - V_{x_i, y_i}(t)|^2 \quad (6)$$

其中: $|x_{r,s} - V_{x_i, y_i}(t)|^2$ 可以用 Mahalanobis 距离来代替, r, s 为图像中某一像素 $x_{r,s}$ 的坐标值。同理, x_i, y_i 为第 t 次迭代时聚类中心 $V_{x_i, y_i}(t)$ 的坐标值。当 $D_i < D_j$ 时,对任意的 $i, j = \{1, 2, \dots, K\} (i \neq j)$, 有 $x_{r,s} \in W_i(t)$, $W_i(t)$ 表示第 t 次迭代时的第 i 个类,其聚类中心为 $V_{x_i, y_i}(t)$ 。

3) 每聚类完一次,重新计算该聚类中心,以聚类域中所包含像素点的均值作为新的聚类中心,可以用式(7)计算:

$$V_{x_i, y_i}(t+1) = \frac{\sum x_{r,s}}{N_i} \quad (7)$$

其中: $x_{r,s} \in W_i(t)$, N_i 为第 t 次迭代时属于第 i 个聚类域 $W_i(t)$ 的个数。

4) 重复2)~3),直到 $V_{x_i, y_i}(t+1) = V_{x_i, y_i}(t)$ 停止,则算法收敛。

当算法收敛时,即得到各类聚类中心和各个样本点所属的类的标号。

3 基于最小割的极化特征分割

3.1 能量函数的构造^[7-8]

得到每个像素的初始标号后,根据数据的统计分布,把图像分割问题转化为一个标号能量函数的优化问题。设 $X = \{X(i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ 为观测数据, M 和 N 分别是图像矩阵的行数和列数, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{MN}\}$ 代表每个像素点所赋予的标号,对 $\forall x \in X$, 标记它的邻域 V_x (V_x 中不含 x)。每个像素点的强度值集合和与平面目标的相似度特征集合分别为 $Q = (Q_x)_{x \in X}, S = (S_x)_{x \in X}$, 可以看作是强度场和相似度场。极化 SAR 的分类是基于观测数据的统计模型,假设像素与像素之间以及像素与标号之间是相互独立的,则:

$$P(Q = q, S = s | Y = y) = \prod_{x \in X} f_{y_x}(q_x, s_x) \quad (8)$$

其中: $f_{y_x}(q_x, s_x)$ 表示标号为 y_x 时,强度为 q_x ,相似度为 s_x 的概率。再由 Markov 随机场模型和贝叶斯定理得到能量函数:

$$E(f) = E_{\text{data}}(f) + E_{\text{smooth}}(f) = - \sum_{x \in X} \log f_{y_x}(q_x, s_x) + \beta \sum_{x \in X, t \in V_x} (1 - \delta(y_x, y_t)) \quad (9)$$

其中: $\delta(y_x, y_t) = \begin{cases} 1, & y_x = y_t \\ 0, & y_x \neq y_t \end{cases}$

f 代表了从数据集到标号集的一个映射; $E_{\text{data}}(f)$ 代表数据项,可以定义为像素点 x 给予标签 y_x 的代价; $E_{\text{smooth}}(f)$ 代表平滑项,可以定义为两个相邻像素点 x, t 给予标签 (label) y_x, y_t 的不一致性程度; β 为惩罚因子。

3.2 网络的构造

要想得到能量函数的近似最优解,必须构造关于它的网络。构造网络的方法有 α 扩展移动算法^[9] 和 α - β 交换式算法,虽然两者都能得到能量函数的近似最优解,但 α 扩展移动算法运算速度较快。如图 2, X_i 为图像像素点,是一个二维特征向量; Y_i 为每个像素点所赋予的标号;像素点与它标号的连边为 t -link;像素点之间的连边为 n -link,其边权值可由能量函数中的数据项和平滑项得出。

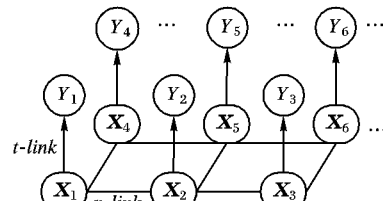


图2 图像像素和它所赋予的标号

α 扩展移动是指从标注 f 到新的标注 f' 的一次移动,每次移动仅允许标号不为 α 的像素改变它们的标号到 α 。其算法的具体步骤如下:

1) 以任意标号 f 开始;令 $n = 0$ 。

2) 对每一个标号 $\alpha \in L$, 计算 \tilde{f} , 使得 $\tilde{f} = \arg \min E(f')$, 其中 f' 为 f 在一次 α -扩展移动后得到的新标注;如果 $E(f) < E(\tilde{f})$, 则令 $f = \tilde{f}$ 且 $n = 1$ 。

3) 如果 $n = 1$, 转 2); 否则输出 f 。

第 2) 步中使用图割法来计算一次 α -扩展移动内的最低能量标注 \tilde{f} , 利用图割技术,即将所有可能的标注 f 与某个图的

所有割对应起来。下面构造一个图 G , 图的结构由当前标注 f 和标号 α 确定, 它在每次迭代后动态的改变, 图的结构如图 3 所示, 同时也给出了该图的一条割线。图中顶点集 $V = \{x\} \cup \{\alpha, \bar{\alpha}\}$, x 代表所有的像素点, α 和 $\bar{\alpha}$ 分别称为源和汇。

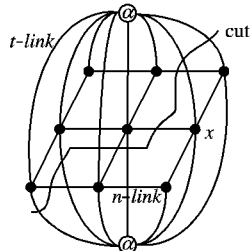


图3 图网络和它的一条割线

所谓一个割就是把图的顶点分成两个不相交的集合, 割的容量就是被割所切割过的所有边权的和, 而最小割就是所有割中容量最小的割。一般情况, 网络中的最小割可由流经该网络中的最大流求出^[10-11]。如果割 C 将像素 x 与终端 α 分离, 那么 x 的标号变为 α ; 若割 C 将 x 与终端 $\bar{\alpha}$ 分离, 则 x 的标号保持不变。所以图 G 的割与初始标注 f 经一次 α -扩展移动后得到的标注之间存在一一对应关系。找到最小割, 也就找到了这次扩展的最低能量标注 \bar{f} , 所以当 α 扩展移动算法结束后, 也就找到了全局能量函数的近似最优解 f , 即得到每个像素点的恰当的标号。

4 实验结果

为了验证该算法的有效性, 用本文的分割方法与传统的区域生长法^[2] 和无监督的 Wishart 分类法对美国旧金山湾地区的全极化 SAR 图像的分割结果进行了比较(分为3类)。下面给出用本文分割方法和用 K 均值进行初始聚类后的结果, 实验结果如图 4 所示。

图 4(c) 为利用本文方法只对强度信息分割的结果, 图 4(d) 为传统的区域生长法随机选取 3 个种子点, 取阈值 $T = 15$ 得到的分割结果, 图 4(f) 只采用 K 均值算法随机地选取 3 个聚类中心, 循环 100 次后的分割结果, 图 4(g) 是结合极化 SAR 的强度信息和它与平面目标的相似性参数特征, 利用本文方法得到的结果。其中图 4(c) 所用方法的分割时间在 3 s 以内, 图 4(d) 和 (g) 所用方法的分割时间基本相当, 都为 4 ~ 5 s, 图 4(e) 所用的 Wishart 分类法的分割时间在 7 s 左右, 因为其分布较为复杂, 难免会增加计算量和运算时间, 而本文的分割时间基本能够满足实时性要求。通过与图 4(h) 进行比较, 可以发现本文的分割结果与实物吻合得很好, 基本上反映了实际地物的散射特征, 达到了对图像精确分割的效果。图 4(c) 中海洋区域误分较大, 匀质区域中的异质点较多, 因为单一的极化特征并不能充分代表地物的散射特性, 由此说明采用更多的极化特征对图像进行分割能够达到更好的效果。图 4(d) 中的一些裸露地表和植被区域没有分割出来, 误分为海洋区, 一些匀质区域含有少量的异质点, 由于区域生长法容易受到种子点和阈值选取的影响, 所以分割的结果很不稳定且分类误差较大。图 4(e) Wishart 分类器是基于统计模型的多视极化 SAR 数据分类的方法, 然而, 该方法是直接对极化协方差矩阵进行分解, 并假设其服从复 Wishart 分布来分类并分割极化数据, 由于极化 SAR 复杂的地物特性, 其实际分布与统计先验假设之间存有一定的误差, 容易产生误分。

图中海洋和地表区域误分较为严重, 而建筑区分割较好。图 4(f) K 均值针对像素的局部信息来分隔的, 难免会产生误分, 虽然分割的边缘较为清晰, 但是海洋区域内部仍有许多异质点且右上角属于海洋的那部分仍没有准确地分类出来。然而本文结合了两个典型极化特征来对极化 SAR 进行分割, 由于采用了与平面目标的相似度信息, 所以海洋分割得较为精确, 且采用了能够考虑到像素全局信息的最小割方法, 避免了 K 均值只针对局部信息所产生的误分。虽然结果图中一些匀质区域中出现了少量的异质点, 但基本上达到了对图像精确分类的效果。

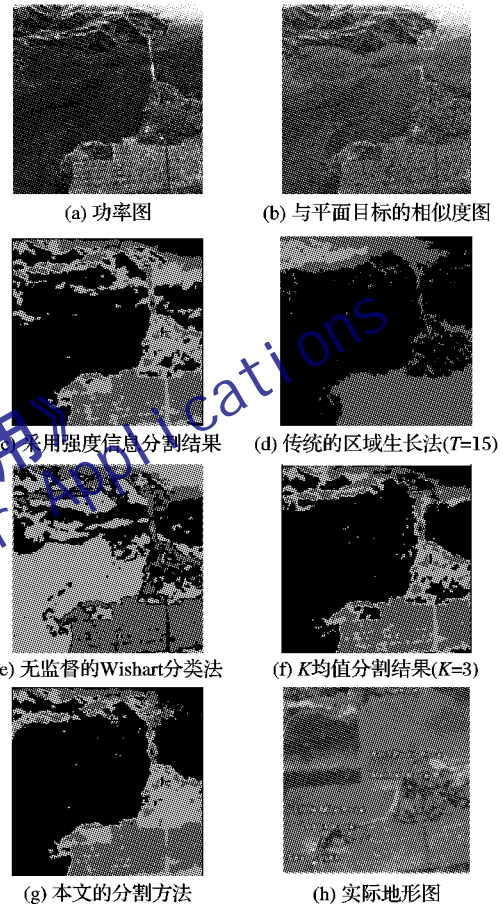


图4 实验结果

下面采用匀质区误分率来说明本文的分割方法较为精确, 如表 1。

$$\text{误分率 } R = \frac{\text{区域内不属于认定类目标个数总和}}{\text{区域内全部目标个数总和}} \times \%$$

表1 误分率比较

方法	海洋	建筑	裸露地表 + 植被
传统的区域生长法	0.1125	0.3597	4.9127
Wishart 分类法	11.2234	0.4654	10.4123
K 均值算法	0.1111	0.1741	0.5849
本文的分割方法 (强度信息)	0.2341	0.1698	5.0019
本文的分割方法 (强度和相似度)	0.0699	0.1606	0.2910

从表 1 中可知本文方法的误分率明显低于其他分割方法, 采用多的极化特征能够得到更好的分割效果, 分类更为精确。
(下转第 1601 页)

了基于SVM的织物疵点检测算法。ALBP使用发生概率高的模式子集作为特征,从而保证了特征描述的准确性,同时避免了传统ULBP使用单一模式集合描述不同纹理结构。在疵点检测中引入SVM将疵点检测转化为分类问题,并改进了无疵点样本的选择。该算法不仅保持了LBP旋转不变的特征和多分辨率的特性,另外与ULBP必须满足限制性条件相比,ALBP对待测图像没有任何限制条件,因此适用范围更广泛,SVM在分类上的良好性能也有效地提高了疵点检测的准确率。

参考文献:

- [1] CHO C S, CHUNG B M, PARK M J. Development of real-time vision-based fabric inspection system [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, 52(4): 1073–1079.
- [2] AJAY K. Computer-vision-based fabric defect detection: a survey [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(1): 348–363.
- [3] GUAN SHENGQI, SHI XIUHUA. Fabric defect detection based on wavelet decomposition with one resolution level [C]// *International Symposium on Information Science and Engineering*. Washington, DC: IEEE, 2008, 1: 281–285.
- [4] ALIMOHAMADI H, AHMADYFARD A, SHOJAEE E. Defect detection in textiles using morphological analysis of optimal Gabor wavelet filter response [C]// *International Conference on Computer and Automation Engineering*. Washington, DC: IEEE, 2009: 26–30.
- [5] 石美红, 付蓉, 毛江辉, 等. 一种自适应织物疵点图像分割的方法[J]. *东华大学学报: 自然科学版*, 2007, 33(6): 743–750.
- [6] TAJERIPOUR F, KABIR E, SHEIKHI A. Fabric defect detection using modified local binary patterns [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 2008(1): 1–12.
- [7] OJALA T, PIETIKAEINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 24(7): 971–987.
- [8] LIAO S, LAW W K, CHUNG C S. Dominant local binary patterns for texture classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(5): 1107–1118.
- [9] TEFAS A, KOTROPOULOS C, PITAS I. Using support vector machines to enhance the performance of elastic graph matching for frontal face authentication [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(7): 735–746.
- [10] MAENPAA T, OJALA T, PIETIKAEINEN M, *et al.* Robust texture classification by subsets of local binary patterns operators [C]// *International Conference on Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2000: 947–950.
- [11] 刘雪燕, 李明, 张亚芬. 基于PCA和多约减SVM的多级说话人辨识[J]. *计算机应用*, 2008, 28(1): 127–130.

(上接第1589页)

5 结语

由于极化SAR图像固有的相干斑噪声,很难分割出精确的结果,所以本文提出了一种基于最小割的极化特征分割方法。该方法充分利用极化SAR的多个极化特征,采用能够考虑图像全局信息的最小割方法进行图像的最终分割,这样避免K均值聚类只针对局部信息所产生的误分隔。而且通过结合MRF模型克服了Wishart分类过于依赖数据的统计先验知识而无法得到准确的分割结果的缺点,且分割速度较快,基本能达到实时性的要求。然而本文只采用了两个极化特征进行分割,如何采用更多的极化特征,如结合极化SAR与线目标、二面角目标以及其他典型目标的相似性参数构成更高维的特征空间是以后继续研究的重点。

参考文献:

- [1] VASSILIOU A A, BOULIANNE M, BLAISJ A R. On the application of averaging median filters in remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, 26(6): 832–838.
- [2] GONZALEZ R C, RICHARD E, EDDINGS S L. Digital image processing using Matlab [M]. [S. l.]: Prentice Hall, 2004.
- [3] YANG L, LIU W, WANG Z G. Weighted-based unsupervised wishart classification of fully polarimetric SAR image [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2008, 30(12): 2827–2830.
- [4] LIN W, WANG R X, TIAN Z. The mixture wishart model and classification of multi-look polarimetric SAR images [J]. *Journal of Astronautics*, 2009, 30(40): 1608–1612.
- [5] YANG J, PENG Y N, LIN S M. Similarity between two scattering matrices [J]. *Electronics Letters*, 2001, 37(3): 193–194.
- [6] FEMANDO W S P, LANKA U, PUBUDU P. Identification of moving obstacles with pyramidal Lucas Kanade optical flow and K means clustering [C]// *IEEE International Conference on Information and Automation for Sustainability*. Washington, DC: IEEE, 2007: 111–117.
- [7] XIA G S, HE C, SUN H. A segmentation method of SAR images based on non-parametric density estimate and Markovian contexture [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2006, 28(12): 2209–2213.
- [8] DENG H W, DAVID A C. Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel Markov random field model [J]. *IEEE Transactions on Geography and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 528–538.
- [9] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1222–1239.
- [10] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124–1137.
- [11] GOMORY R E, HU T C. Multi-terminal network flows [J]. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1961, 9(4): 551–570.