

基于多尺度局部区域能量最小化算法的图像分割

刘光辉, 任庆昌, 孟月波, 徐胜军

(西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要: 常规多尺度 MRF 模型中固定的二叉树结构造成图像分割结果中常产生块现象和非连续边缘. 为解决这一问题, 提出了一种新的多尺度 MRF 模型, 并建立了基于区域消息传递的置信度传播 (BP) 算法, 通过 BP 算法在多尺度 MRF 模型中对区域消息进行传递; 在层间, 从粗糙层向精细层进行消息传递时, 利用提出的 MRF 模型父子区域之间的重叠, 有效初始化了精细层消息的初值, 避免了多尺度 MRF 模型层间误分类的传递; 最后基于 MPM 准则对分割结果进行估计. 实验结果表明提出的算法不仅得到了更准确的图像分割结果, 而且具有较快的分割速度.

关键词: 图像分割, 多尺度马尔可夫随机场, 置信度传播算法, 最大后验边缘准则

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2014)04-0588-05

1 概述

基于 MRF 模型的图像分割方法利用图像中相邻像素的空间交互关系建立图像的局部模型. 该方法将 MRF 理论和概率理论结合起来, 有效引入了图像的先验信息与观察特征, 通过建立的图像 MRF 模型实现图像的分割, 且分割结果较好, 目前已广泛用于计算机视觉问题的处理. 在 MRF 模型推理算法中, 置信度传播 (Belief Propagation, BP) 算法是一个高效的推理算法, 在许多图像处理方法中得到了成功的应用. 但是, 这种推理算法的计算量随着图像尺寸的增大而急剧增大, 并且和图像分割的标号总数按指数增长, 因此, 该算法的计算量是十分惊人的, 很难满足实际需要.

近年来, 多尺度 MRF 模型^[1-5]的提出在某种程度上有效地解决了这一问题. 多尺度 MRF 模型常采用二叉树结构, 把图像建模为多个尺度的 MRF, 一方面在层内 MRF 中通过消息迭代算法传递局部信息到全局, 另一方面在相邻层间建立图像的因果关系, 通过这种层间的因果关系自上而下进行层间消息传播. 采用多尺度技术的 MRF 模型将处理结果从较粗糙层传递到最精细层, 有效地利用图像在不同分辨率的特征进行处理, 得到了较好的处理结果.

但是, 由于基于传统的二叉树模型是以牺牲图像分辨率的代价而得到粗糙层较短的像素节点之间的交互关系, 图像细节特征的丢失导致粗糙层产生错误的分类结果, 而采用简单的插值或者采样技术常常难以避免这种误分类在层间的传递. 为此, Felzenszwalb^[6]提出了一种不改变图像分辨率的多尺度技术, 并将其引入到图像匹配问题中. 该技术在原始图像中通过定义不同尺度的区域获得多尺度模型, 把图像在精细层较远的像素交互转换为粗糙层较近的区域交互, 然后通过 BP 算法对不同尺度的区域消息进行传递. 由于这种多尺度技术没有改变图像的分辨率, 因此在粗糙层中可以获得更多的图像局部细节特征, 并通过对局部区域消息进行传递, 从而提高了 BP 算法的鲁棒性能. Yang^[7]基于这种技术, 进一步提出了一种快速收敛的 BP 算法. 但是, 这种基于多尺度区域的分层 MRF 模型的分割方法依然存在两个问题: (1) 模型假定区域内部所有像素分配相同的标号, 即区域的平滑项先验能量定义为 0:

$$S_{w_{ij}}(l) = \sum_{u=0}^{\varepsilon-1} \sum_{v=0}^{\varepsilon-1} E_{smooth}(y_{\varepsilon i+u}, y_{\varepsilon j+v}) = 0 \quad (1)$$

式中, $S_{w_{ij}}(l)$ 表示中心节点 (ij) 所处区域的先验平滑能量, ε 表示区域尺度的大小, 且 $\varepsilon > 1$. 虽然这种定义在尺度较小的区域对于图像分割结果具有一定的平滑作用, 但是, 较大尺度的子区域不能包含有不同标号的像素, 使得这种定义容易在粗糙层的分割中产生误分割, 从而在从粗糙层向精细层传递过程中, 导致精细层误分割的发生. (2) 这种方法通过 MAP 准则对区域能量最小化求取局部区域的标号估计值, 忽略了局部区域的平滑项能量, 导致局部区域的能量最小化缺乏图像局部空间特征的约束, 因此, 这种局部最优实际上是一个图像的最大似然分割, 即:

收稿日期: 2013-10-11

修改稿日期: 2014-07-28

基金项目: 陕西省自然科学基金项目(2012JM8026、2013JM8030); 陕西省教育厅专项基金项目(2013JK1091); 陕西省社会发展攻关项目(2013K13-04-08); 西安建筑科技大学基础研究基金项目(JC1415)

作者简介: 刘光辉(1976-), 男, 博士生; 主要从事智能建筑与图像处理方面的研究. E-mail: guanghui@163.com

$$y_{w_{ij}}^* \propto \arg \min_{y_{w_{ij}}} \sum_{u=0}^{\varepsilon-1} \sum_{v=0}^{\varepsilon-1} E_{Data}(y_{\varepsilon i+u, \varepsilon j+v}^l) \quad (2)$$

由此可知, 这种方法容易产生区域分割的块效应, 造成一些假的分割边缘。

为了解决上述问题, 本文提出了一种新的多尺度 MRF 分割方法. 首先, 基于 Felzenszwalb 提出的多尺度 MRF 模型, 在不改变图像分辨率的前提下, 定义了一种局部交互的多尺度 MRF 模型, 并引入图像的局部空间约束, 提高图像的局部特征描述能力; 然后, 对不同尺度区域消息利用改进的 BP 算法进行全局迭代. 同时, 为了避免由于局部区域能量的最小化所带来的块效应, 提出在局部区域内采用 MPM 准则对局部区域内像素进行标号估计, 而在图像的全局采用 MAP 准则进行标号估计, 大大减小了图像块分割中像素误分类的产生。

2 提出的多尺度 MRF 模型

本文提出了一种新的不改变图像分辨率的多尺度 MRF 模型. 在建立的多尺度 MRF 模型中, 令 $X^l = \{x_1^l, x_2^l, \dots, x_{N_l}^l\}$ 表示第 l 层待分割的观察图像. 其中 x_i^l 表示第 l 层中的第 i 个区域节点, 且 $x_i^l = \{x_i | i \in w_i^l\}$, 其中 w_i^l 表示第 l 层中第 i 个子区域像素的集合, N_l 表示第 l 层中区域节点的总数, $Y^l = \{y_1^l, y_2^l, \dots, y_{N_l}^l\}$ 表示第 l 层观察像素区域节点所唯一对应的标号场. 对于任意一个像素区域节点 x_i^l 来说, 唯一对应一个局部区域的标号场节点 y_i^l . 令 $\Omega = \{1, 2, L, K\}$ 表示像素节点标号空间, 且有 $\forall y \in \Omega$, K 为标号总数. X^0, X^1, \dots, X^L 分别表示第 0, 第 1, ..., 第 L 层的观察像素场, 其中第 0 层是最精细层, 即 $X^0 = X$, 第 L 层是最粗糙层, 第 l 层区域的大小定义为第 0 层 w_l 个邻域像素的集合, w_l 定义为:

$$w_l = \{i | d(i, j) \leq l, i \neq j\} \quad (3)$$

式中: $d(i, j)$ 表示节点 i 和 j 之间的 Euclidean 距离, l 是一个整数, 表示邻域系统的阶次. 对于 $\forall l \geq 0$, 满足特性 $w_l^{(l)} \subset w_l^{(l+1)}$. 如图 1 所示, $l = 0, 1, \dots, 5$ 表示 l 阶系统的最外层节点。

根据上述定义, 和传统多尺度 MRF 不同的是, 这种多尺度 MRF 在粗糙层没有改变图像的细节信息, 而是通过不同阶次的图像块得到不同尺度像素之间的交互关系. 因此, 较远的像素级交互关系可以在较粗糙层得到较近的交互关系。

对于第 l 层的图像分割问题可以看作一个 MRF 的能量最优化问题, 定义第 l 层 MRF 的图像分割模型如下:

$$E(Y^l) = \sum_{w_l \in W_l} \left\{ \sum_{i \in w_l} E_{Data}^l(x_i^l, y_i^l) + \sum_{ij \in w_l} E_{smooth}^l(y_i^l, y_j^l) \right\} \quad (4)$$

式中: Y^l 表示第 l 层 MRF 标号场; W_l 表示所有第 l 层划分的局部区域的集合; N^l 表示第 l 层区域的总数; w_l 表示第 l 层定义的局部区域, 其大小为 ε ; (ij) 表示所有局部区域的 MRF 节点对. 根据上述定义, 则有 $_{i \in w_l} E_{Data}^l(x_i^l, y_i^l)$ 表示第 l 层中区域 w_l 的似然能量, 即局部区域 w_l 内所有像素 x_i^l 分配标号 y_i^l 的似然能量之和. $_{ij \in w_l} E_{smooth}^l(y_i^l, y_j^l)$ 表示第 l 层中区域 w_l 内所有邻接像素对 (ij) 之间的先验能量之和. 因此, $_{w \in W_l} \{_{i \in w_l} E_{Data}^l(x_i^l, y_i^l) + _{ij \in w_l} E_{smooth}^l(y_i^l, y_j^l)\}$ 表示第 l 层局部区域 w_l 的 Gibbs 自由能量. 对于第 l 层的图像分割问题来说, 就是求取这个 Gibbs 自由能量的最小化问题, 即:

$$Y^* = \arg \min_Y E(Y^l) \quad (5)$$

3 多尺度区域 BP 算法

在基于 MRF 模型的图像分割问题中, 求解上述 MRF 能量的最小化问题, BP 算法是一个有效的算法. 标准 BP 算法消息的传递是在 Pairwise MRF 模型节点之间进行传递的, 不适用于本文提出的区域 MRF 模型, 因此本文提出了一种新的多尺度区域 BP 算法. 提出的算法在第 l 层 MRF 的邻接区域中对区域消息进行迭代传递, 把图像的局部区域特征传递到图像的全局空间中, 算法迭代直到

5	4	3	4	5
4	2	1	2	4
3	1	y_i	1	3
4	2	1	2	4
5	4	3	4	5

图 1 节点 i 的局部区域
Fig.1 Local Region of node i

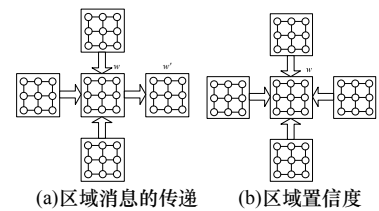


图 2 区域 BP 算法
Fig.2 Region BP Algorithm

MRF 的全局能量收敛, 然后把第 l 层收敛的消息作为第 $l-1$ 层 MRF 中消息迭代传递的初值, 重新进行迭代, 直到第 0 层 MRF 的能量收敛, 得到分割结果. 提出的区域 BP 算法 (以 8 邻域区域为例) 如图 2 所示:

提出算法的区域消息更新规则以及区域置信度更新规则分别如下式所示:

$$M_{w \rightarrow w'}(y_{w'}) = E_w(y_w) + E_{w,w'}(y_w, y_{w'}) + \sum_{u \in N(w) \setminus w'} E_{u,w}(y_u, y_w) \quad (6)$$

$$B_w(y_w) = E_w(y_w) + \sum_{u \in N(w)} E_{u,w}(y_u, y_w) \quad (7)$$

式(6)为区域消息的更新规则. $M_{w \rightarrow w'}(y_{w'})$ 为从区域 w 传递到区域 w' 的消息. $E_w(y_w)$ 为区域 w 的 Gibbs 能量. $E_{w,w'}(y_w, y_{w'})$ 为邻接区域对 (w, w') 之间的平滑项能量. $\sum_{u \in N(w) \setminus w'} E_{u,w}(y_u, y_w)$ 为上一次迭代中区域 w 的邻接区域传递到区域 w 的消息, 其中 $u \in N(w) \setminus w'$ 表示区域 u 是区域 w 的邻接区域, 但是不包括区域 w' . 式(7)为区域置信度更新规则, $B_w(y_w)$ 表示区域 w 的置信度.

为了避免 Felzenszwalb 提出的多尺度 MRF 在粗糙层给一个区域分配一个标号所带来的误差传递问题, 本文在一个局部区域内采用基于区域概率的 MPM 估计准则进行像素的标号估计. 这种估计准则对区域内的像素具有最小误分率^[8]. 估计公式如下:

$$y_{MPM} = \arg \max_y \sum_y B_w(y_w) \quad (8)$$

根据上述估计准则, 在较粗糙层像素具有最小的误分率. 因此在一定程度上避免了图像从粗糙层向精细层误差的传递.

4 层间消息的传递

对于多尺度 MRF 来说, 层间标号的传递是一个重要的问题. 传统的四叉树 MRF 模型中, 由于粗糙层节点向精细层节点传递的过程中, 粗糙层一个节点的标号要传递给精细层四个节点, 因此常导致层间传递误差的产生, 产生块效应现象. 为了解决这个问题, 杨勇^[9]基于流域算法的过分割结果, 提出了一种区域确定的分层 MRF 模型, 并利用 MPM 算法对图像进行分割. 在粗糙层向精细层传递过程中, 为避免由于层间的像素在不同的标号之间存在跳跃的可能, 造成最精细层像素的误分割,

Xiong^[10]提出了一种插值的方法来平滑层间传递的这种跳跃现象, 在一定程度上有效避免了层间误分类的传递. Alexander^[11]提出了一种采样的方法来解决层间误分类的传递. Felzenszwalb^[6]提出了一种不改变图像细节特征的多尺度 MRF, 但是在粗糙层区域标号分配问题上仍然采用块分配的形式, 因此增加了标号在粗糙层的误分类概率, 并且这种方法直接把区域标号作为下一层像素的标号初值, 在从粗糙层向精细层传递时更容易放大粗糙层的误分类, 导致在像素级图像分割的误分类. 本文基于多尺度 BP 算法提出了一种层间标号的自然传递方式, 在建立的多尺度 MRF 中, 由于层内区域中像素的标号分配采用 MPM 准则, 根据其最大边缘概率进行估计, 因而区域内不同的像素可能有不同的标号结果. 在粗糙层算法迭代估计结束后, 这个标号值直接作为下一层精细层算法迭代时标号值的初值. 因此, 提出的方法不仅具有更好的抗干扰性, 而且有效避免了由于粗糙层的误分类经过多尺度传递之后逐级放大误分类的现象.

在提出层间消息传递方法中, 如图 3 所示, 在粗糙层通过 BP 算法迭代所得到的结果很自然地传递到下一层, 并把上一层收敛的消息作为下一层 BP 算法消息迭代的初始值. 假定 $m_{(i,j) \rightarrow (i+1,j)}^{t,l}$ 表示第 l 层在第 t 次迭代中区域节点 (i, j) 传递到节点 i 的右邻域区域节点 $(i+1, j)$ 消息. 其余三个方向上, 即上、下、左邻域区域节点的消息分别定义为: $m_{(i,j) \rightarrow (i,j-1)}^{t,l}$, $m_{(i,j) \rightarrow (i,j+1)}^{t,l}$, $m_{(i,j) \rightarrow (i-1,j)}^{t,l}$. 在第 $l-1$ 层的对应区域中区域节点 (i, j) 四个方向上的消息初值分别定义为 $m_{(i,j) \rightarrow (i+1,j)}^{0,l-1}$, $m_{(i,j) \rightarrow (i-1,j)}^{0,l-1}$, $m_{(i,j) \rightarrow (i,j-1)}^{0,l-1}$, $m_{(i,j) \rightarrow (i,j+1)}^{0,l-1}$. 则层间的区域消息传递公式表示如下:

$$m_{(i,j) \rightarrow (i+1,j)}^{0,l-1} \leftarrow m_{(i,j) \rightarrow (i+1,j)}^{T,l} \quad (9)$$

$$m_{(i,j) \rightarrow (i-1,j)}^{0,l-1} \leftarrow m_{(i,j) \rightarrow (i-1,j)}^{T,l} \quad (10)$$

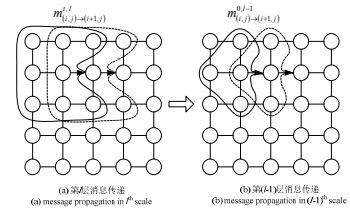


图3 层间消息的传递

Fig 3 Message Propagation between Scales

$$m_{(i,j) \rightarrow (i,j+1)}^{0,l-1} \leftarrow m_{(i,j) \rightarrow (i,j+1)}^{T,l} \quad (11)$$

$$m_{(i,j) \rightarrow (i,j-1)}^{0,l-1} \leftarrow m_{(i,j) \rightarrow (i,j-1)}^{T,l} \quad (12)$$

这种层间区域消息的传递和 Felzenszwalb^[6]等人提出的区域消息的传递方法相比,可以更准确的初始化下一层 BP 算法迭代的消息初始值. 对于 Felzenszwalb 提出的区域消息初始化方法来说,因为其子区域包含于上一层对应的父区域. 因此其把相邻父区域节点进行传递的消息直接作为父区域内子区域之间消息传递的初值,显然并不十分确切. 而本文提出的区域模型中,父子区域是重叠交互的,从相邻父区域传递的消息在向下一层子区域之间进行传递时,相邻子区域中, w_i 包含于父区域 w_{i+1} , 而子区域 w_i 的相邻区域 w'_i , 其部分区域包含于父区域 w_{i+1} 的邻接区域 w'_{i+1} , 因此本文提出的这种相邻层间的消息传递更准确初始化了精细层的消息迭代初值. 对于 BP 算法来说,更准确的初值可以加速 BP 算法的迭代时间,加快算法的收敛速度.

5 实验结果

这一节中, 本文利用提出的算法对自然图像进行分割来验证所提算法的有效性. 实验图像如图 4 所示, 采用 3 幅自然图像作为实验对象. 通过本文提出的多尺度 BP 分割方法和基于单尺度 MRF 模型的标准 BP 算法、Multi-Grid BP 算法^[6]等分别对这些样本图像进行分割, 通过分割结果的对比, 验证本文提出的分割方法的有效性. 实验中, 针对给定的样本图像, 采用 MRF 模型对图像进行多尺度 MRF 建模, 在建立的多尺度 MRF 模型中, 图像的分类总数、GMM 模型参数和 Potts 模型先验参数需要估计. 为了比较几个分割算法的性能, 几个分割算法采用相同的 GMM 模型参数. GMM 参数采用 EM 算法进行估计. 各自然图像的分割总数由人工给定, 从左向右分别给定为 5、7、3. 在 Potts 先验模型中, 参数的大小对于算法的分割结果影响并不是很大, 因此常通过经验或者实验的方法来给定^[12], 分别从大量分割实验中人工选择分割结果最好的值. 在本文提出多尺度 MRF 模型中, 从精细层到粗糙层, 区域大小分别选择为 1,4,8,12 等邻域像素块, 对于层数越高的 MRF, 区域的尺度越大, 因此区域内像素的个数越多. 虽然尺度越大, 区域所包含的图像局部特征越多, 但是随之而来的区域消息计算量越大. 从大量分割实验中可以发现, 在计算空间复杂度和计算时间复杂度之间综合考虑, 层数通常设定为 3-4 层比较合适. 这样不仅具有较快全局迭代速度, 而且算法的分割精度也较好. 同时由于区域概率的鲁棒性, 几次迭代后局部区域像素容易收敛到一个稳定的标号解. 因此, 为了避免 BP 算法在层内进行全局迭代时陷入局部最小, 一般在层内 BP 算法迭代时, 全局迭代次数设定为 5-10 次. 在最精细层, 设定迭代的终止条件为全局能量收敛或者达到最大给定迭代次数 300 次.

给定分割模型的参数后, 通过不同的分割算法进行分割实验, 得到分割结果对比如图所示. 由算法分割对比结果可以发现, 由于这三幅图像中自然纹理特征比较复杂, 因此基于单尺度 Pairwise MRF 模型的 BP 算法进行分割得到的结果受到纹理的突变信号干扰较大. 当 β 值较小时, 标准 BP 算法不能有效地分割出纹理区域, 而选择的 β 值较大时, 则由于较大的先验平滑作用导致纹理分割出现过平滑现象. 在大量试验中, 发现选择 $\beta_1 = 1.2$ 、 $\beta_2 = 1.7$ 和 $\beta_3 = 3.5$ 时, 标准 BP 算法具有最好的分割结果. 从图 4 的分割结果可以发现, 在纹理复杂的区域, 如图 “smhouse” 中的 “草坪”、“树”、图 “campus” 中的草坪 “烟囱” 以及图 “grain” 中的 “谷物” 等区域不能进行有效分割, 出现了大量误分割斑点. 这是由于 Pairwise MRF 的点对点交互不能有效描述图像的纹理特征. 而本文提出的多尺度 MRF 模型, 通过大尺度局部区域的交互不仅有效地描述了图像局部特征, 而且通过区域消息的传播, 把图像的局部特征通过较短的路径传递到图像的全局. 并且, 基于提出的 MPM-MAP 分割策略, 在局部区域内采用区域概率的 MPM 准则进行像素标号估计, 具有最小误分率. 而基于全局 MRF 分布的 MAP 准则分割引入了图像的全局优化约束, 在图像全局分割中得到了更为平滑的分割结果, 避免了算法全局采用 MPM 分割准则所带来的孤立分割斑点的现象. 如图 4 所示, 本文提出的基于多尺度 MRF 模型的 BP 算法的分割结果, 从视觉特征上来说, 具有更好的分割.

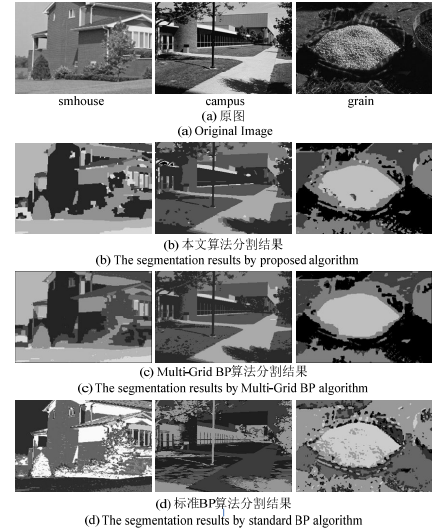


图 4 自然图像分割结果对比
Fig 4 Comparison of natural image segmentation

从算法的分割时间上来说,提出的算法在层间消息传递时更接近下一层迭代的优化值.因此,本文提出的算法全局迭代次数更少,具有更快的分割速度.不同分割算法的分割时间对比结果如表1所示.

6 结论

本文建立了一种新的多尺度 MRF 模型,并提出了一种基于多尺度 MRF 模型的 BP 分割算法.这种算法通过不同尺度消息的传递,通过 MPM 准则进行区域内概率的像素标号估计,在图像的全局采用 MAP 准则进行图像的全局标号估计.这种 MPM-MAP 分割策略有效提高了图像的分割效果.和基于 Pairwise MRF 的标准 BP 算法、Multi-Grid BP 算法相比,提出的多尺度 MRF 分割模型和分割算法在图像分割中不仅具有较好的分割结果,而且具有较快的分割速度.

参考文献 Reference

- [1] TERZOPOULOS D. Image analysis using multigrid relaxation methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1986, 8(2): 129-139.
- [2] Bouman C, Shapiro M. A multiscale random field model for bayesian image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image processing, 1994, 3(2): 162-177.
- [3] WANG Xili, LIU Fang, JIAO Licheng. A hierarchical markov image model and its inference algorithm[J]. Journal of software, 2003, 14(9): 1558-1563.
- [4] ROMBERY J K, CHOI H, BARANIUK R G. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Image Proceeding, 2001, 10(7): 1056-1068.
- [5] GRIMAND M. A new-measure of contrast-dynamics[C]. Proceedings of image A algebra and Morphological Image Processing III. San Diego, USA: SPIE 1992, 292-305.
- [6] Felzenszwalb P., Huttenlocher D. Efficient Belief Propagation for Early Vision [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(1): 41-54.
- [7] YANG Qingxiong, WANG liang. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation, and occlusion handling [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2009, 31(3): 1-12.
- [8] FAN Chen, Kazuyuki Tanaka, Tsuyoshi Horiguchi. Image segmentation based on bethe approximation for gaussian mixture model [J]. Interdisciplinary Information Sciences, 2005, 11(1): 17-29.
- [9] 杨勇,孙洪,何楚.基于区域确定的分层马尔可夫模型及其 MPM 算法[J].自动化学报,2007,33(7): 693-697.
- [10] YANG Yong, SUN Hong, HE Chu. A region-determined hierarchical Markov Model and its MPM algorithm[J]. ACTA Automatica Sinica, 2007, 33(7): 693-697.
- [11] XIONG Lian, WANG Fei, ZHANG Changshui, Multilevel belief propagation for fast inference on Markov random fields[C]//2007 seventh IEEE International conference on Data Mining, Omaha, Nebraska, USA, 371-380.
- [12] ALEXANDER T. Ihler, SUDDERTH Erik B., FREEMAN William T. et al. Efficient Multiscale Sampling from Products of Gaussian Mixtures[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 16, S. Thrun, L. Saul, and B. Scholkopf, Eds. Cambridge, MA: MIT Press, 2004.
- [12] COMER Mary L., DELP Edward J.. The EM/MPM algorithm for segmentation of textured images: analysis and further experimental results[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(10): 1731-1744.

Algorithm of minimizing multi-scale local region energy for image segmentation

LIU Guanghui, REN Qingchang, MENG Yuebo, XU Shengjun

(School of Information and Control Engineering Xi'an Univ. of Arch. and Tech., Xi'an, 710055, China)

Abstract: An efficient local region belief propagation (BP) algorithm based on multi-scale Markov random fields (MRF) model is proposed to solve the problem that the fixed quadtree structures of traditional hierarchical Markov random fields always results in blocky artifacts and discontinuous edges in image segmentation. The proposed algorithm builds different scales of local region messages, and the messages are propagated on the proposed MRF model through belief propagation (BP) algorithm. The proposed algorithm utilities the overlapping between parent and child regions efficiently to initialize the child region messages when passing messages from the coarser scale to the finer scale, thus avoiding the transfer of misclassification between scales in multi-scale MRF model. Finally segmentation results are estimated based on the maximized posteriori marginal (MPM) criterion. Experimental results on a wide variety of images have verified the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: image segmentation; Multi-scale Markov random fields; belief propagation algorithm; maximized the posteriori marginal(MPM)

(本文编辑 吴海西)

表1 不同分割算法的时间复杂度对比
Tab.1 Comparison of Time Complexity
with different algorithms

图像	算法迭代时间/s		
	本文算法	Multi-Grid BP 算法	标准 BP 算法
smhouse	5.687	8.672	15.859
campus	9.578	12.453	32.64
grain	3.859	9.062	2.594