

快速的局部二值拟合优化分割算法

林亚忠^{1*}, 李新², 张会奇², 栾钦波²

(1. 福建漳州第175医院(厦门大学附属东南医院), 福建漳州 363000; 2. 厦门大学 计算机科学系, 福建 厦门 361005)

(* 通信作者电子邮箱 yzincqh@tom.com)

摘要: 针对灰度不均匀图像难以正确分割和分割结果依赖于初始轮廓的问题, 提出一种快速稳定的分割算法, 首先通过自适应距离保持水平集演化(ADPLS)算法进行初始分割以获取较好的初始轮廓, 然后采用局部二值拟合(LBF)模型进行快速分割。实验表明, 改进后的模型有良好的分割效果, 较好地解决了分割速度、精度及稳定性之间的矛盾。

关键词: 图像分割; 水平集; 曲线演化; 偏微分方程; 活动轮廓模型

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Fast local binary fitting optimization approach for image segmentation

LIN Yazhong^{1*}, LI Xin², ZHANG Huiqi², LUAN Qinbo²

(1. The 175 Hospital (Southeast Hospital of Xiamen University), Zhangzhou Fujian 363000, China;

2. Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China)

Abstract: It is difficult to get the correct segmentation results for the intensity inhomogeneity images, and the segmentation results are very sensitive to the initial contours. Thus, a fast and stable approach was proposed to overcome these disadvantages. First, an Adaptive Distance Preserving Level Set (ADPLS) method was utilized to get a better initial contour. Second, the Local Binary Fitting (LBF) model was used for a further segmentation. The experimental results show that the improved model can achieve good performance and is better to solve the contradiction among the segmentation speed, accuracy and stability.

Key words: image segmentation; level set; curve evolution; Partial Differential Equation (PDE); active contour model

0 引言

几何活动轮廓模型基于曲线演化理论和水平集方法, 基本思想是用连续的曲线来描述图像的边界, 通过定义关于曲线的最小化能量函数方程, 应用偏微分方程的 Euler-Lagrange 方程的动态格式来得到与能量函数相对应的曲线演化方程, 最终获得最佳的边界轮廓曲线。目前活动轮廓模型总体上分为基于边界^[1-2]和基于区域^[3-8]的两种模型。基于边界的模型是利用图像的梯度信息将活动轮廓牵引到目标边界, 如文献[9]中何传江等提出的一种自适应距离保持水平集演化(Adaptive Distance Preserving Level Set, ADPLS)方法, 这种自适应方法有效解决了活动轮廓对初始位置的敏感性, 能很好地检测出目标物体的多层轮廓以及弱边缘轮廓, 而且演化速度快, 数值计算稳定。但是这类算法没有考虑到局部区域信息, 在处理灰度不均匀图像时容易导致边缘泄漏和分割不足。基于区域的模型利用区域信息来控制曲线的演化, 如局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型解决了灰度不均匀图像的分割问题, 但是该方法非常依赖于初始轮廓, 不当的初始轮廓往往导致分割失败^[10-14]。

针对 ADPLS 方法和 LBF 模型各自的优缺点, 本文提出了一种结合边界信息和局部区域信息的新的水平集分割方法。该方法分为两部分实现: 首先利用 ADPLS 算法进行分割, 得到较好的初始轮廓; 然后利用 LBF 模型在 ADPLS 分割的基础

上继续进行分割, 最终得到目标轮廓。实验表明本文的改进方法在分割速度和稳定性方面都有明显的提高。

1 ADPLS 模型

ADPLS 是在距离保持水平集演化(Distance Preserving Level Set, DPLS)方法的基础上进行改进得到的。它与 DPLS 的不同之处在于引入权系数代替常系数, 使得零水平集能够根据图像性质自适应地决定演化方向, 克服了演化曲线对初始位置的依赖性。其能量函数如下:

$$E(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) + v(I) A_g(\varphi) + \mu P(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g(|\nabla I|) \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \int_{\Omega} v(I) g(|\nabla I|) H(-\varphi) dx dy + \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy \quad (1)$$

其中: $v(I) = c \cdot \text{sgn}(\Delta G_{\sigma} \times I) \cdot |\nabla G_{\sigma} \times I|$ 为正常数, $\text{sgn}(x)$ 是符号函数, $\Delta G_{\sigma} \times I$ 为 Laplace 算子作用于高斯滤波后的图像的结果。权系数 $v(I)$ 的大小由图像梯度决定, 它能够依据图像信息自适应地调整大小, 这极大地提高了零水平集检验多层轮廓的能力, 以及对深度凹陷区域与多目标物体边缘的捕获能力; 而且零水平集能够根据当前位置自适应地决定轮廓的运动方向, 完全摆脱了对初始轮廓的依赖。但是该方法也存在明显的不足之处, 由于控制演化停止的速度函

收稿日期: 2012-09-03; 修回日期: 2012-10-25。 基金项目: 南京军区重点项目(11Z023); 福建省自然科学基金资助项目(2008J0312)。

作者简介: 林亚忠(1973-), 男, 福建漳州人, 高级工程师, 博士, 主要研究方向: 医学图像处理、模式识别; 李新(1987-), 女, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机图像处理; 张会奇(1987-), 女, 河南新乡人, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机图像处理; 栾钦波(1987-), 男, 山东临沂人, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机图像处理。

数收敛太慢,对于灰度分布不均匀的图像常常会出现分割不足和边缘泄漏现象,难以得到正确的分割结果。如图1所示,在1、2、3号区域存在边缘泄漏,在4号区域存在分割不足。

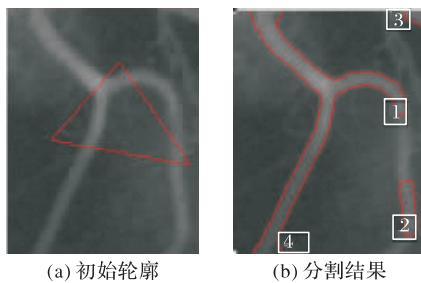


图1 ADPLS对灰度分布不均匀图像的分割结果

2 LBF模型

LBF模型是可以有效分割灰度不均匀图像的一种局部二值拟合算法,它采用一个核函数提取图像的局部信息,然后利用两个局部自适应函数来近似轮廓内部和外部的灰度值,并通过最小化能量函数达到分割目的,其能量泛函如下:

$$\varepsilon^{\text{LBF}}(C, f_1, f_2) = \lambda_1 \int \left[\int_{\text{out}(c)} k_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \right] dx + \lambda_2 \int \left[\int_{\text{in}(c)} k_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \right] dx + vL(\varphi) + \mu P(\varphi) \quad (2)$$

$$L(\varphi) = \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \quad (3)$$

$$P(\varphi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \varphi(x)|)^2 dx \quad (4)$$

其中: v 和 μ 是正常数; $\text{out}(c)$ 和 $\text{in}(c)$ 分别表示曲线的外部 and 内部区域; k_σ 是尺度参数为 σ 的高斯核函数; $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 分别是零水平集曲线外部和内部的灰度均值,它们的定义如式(5)所示。

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{k_\sigma(x) * [H_\varepsilon(\varphi(x)) I(x)]}{k_\sigma(x) * H_\varepsilon(\varphi(x))} \\ f_2(x) = \frac{k_\sigma(x) * [(1 - H_\varepsilon(\varphi(x))) I(x)]}{k_\sigma(x) * (1 - H_\varepsilon(\varphi(x)))} \end{cases} \quad (5)$$

上述能量函数用高斯窗内像素的加权来逼近中心点的 $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$,离中心点越近,像素的近似度越大,权值也就越大;离中心点越远,则像素的近似度越小,权值也就越小。由于高斯核函数 k_σ 具有局部性, $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 主要由 x 附近的灰度值决定,这种特性对灰度分布不均匀的图像有很好的分割效果;但是这种局部特性同时也使得求解能量函数最小化时经常陷入局部极小值,使得LBF对初始轮廓的依赖性非常强,不恰当的初始轮廓往往得不到正确的分割结果,如图2所示。

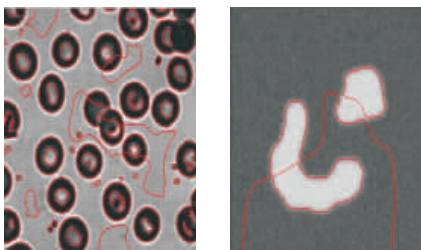


图2 不恰当的初始轮廓导致分割失败

3 一种新颖的自适应水平集融合算法

根据上述ADPLS和LBF算法各自的优缺点,文献[15]提出了一种新颖的自适应水平集融合算法,它根据图像自身

的信息通过加权值来自动调节ADPLS和LBF在融合算法中所占的比重。该算法融合了ADPLS和LBF模型各自的优点,既克服了对初始轮廓的敏感性,又提高了分割精度,公式如下:

$$\Delta\varphi = w(I) \cdot \Delta\varphi^{\text{GIF}} + (1 - w(I)) \Delta\varphi^{\text{LBF}} \quad (6)$$

其中:变权系数 $w(I) = \exp(-\sigma(I)/d)$,常系数 $d > 0$,用于调整变权系数的下降速度, $\sigma(I)$ 是图像 I 中各个像素邻域内的灰度标准差,它与邻域内的图像均匀程度成反比; $\Delta\varphi^{\text{GIF}}$ 是基于全局信息的ADPLS算法的偏微分方程; $\Delta\varphi^{\text{LBF}}$ 是基于局部信息的LBF模型的偏微分方程。实验表明该改进算法在分割速度与稳定性方面都有很大提高。但是该方法所使用的变权系数 $w(I)$ 中的常系数 d 决定了融合算法的零水平集曲线靠近边界时LBF所占权重增加或降低的速度,首先针对不同的灰度图像 d 的值不容易确定,而且在靠近边界时权变系数不可能很快降低到最小值,这就可能使得ADPLS在靠近边界时仍占有很大比重,导致分割效果不够理想。针对这一不足,本文提出一种新的稳定的分割算法,用于解决边缘泄漏、分割速度和稳定性间相互制约的矛盾问题。

4 本文的融合算法

4.1 改进方法

通过综合分析ADPLS算法和LBF算法各自的优缺点,本文在此基础上提出了一种新的稳定的分割算法。该算法分为两个阶段实现,第一个阶段利用ADPLS算法获得较好的初始轮廓;第二阶段则利用LBF算法实现快速的精确分割。在整个分割过程中通过参数 StopNum 来作为两个阶段的分界点,当迭代次数小于 StopNum 时进行第一阶段的分割,当大于 StopNum 时进行第二阶段分割。具体实验步骤如下:

- 1) 根据初始轮廓初始化水平集函数:初始轮廓内部设为-2,外部设为2。
- 2) 设置迭代次数变量 $\text{iterNum} = 0$,第一阶段迭代次数 StopNum ,最大迭代次数为 iterMax 。
- 3) 如果 $\text{iterNum} < \text{StopNum}$ 且 $\text{iterNum} < \text{iterMax}$,重复执行步骤4)和5),完成算法的第一阶段,否则跳转到步骤6)。
- 4) 根据ADPLS算法更新水平集函数,演化方程参考文献[9]。
- 5) $\text{iterNum} = \text{iterNum} + 1$,返回步骤3)。
- 6) 如果 $\text{iterNum} < \text{iterMax}$,则按照LBF模型的方法更新水平集函数。
- 7) $\text{iterNum} = \text{iterNum} + 1$,返回步骤6)。

下面主要讨论参数值 StopNum 对算法的影响:

首先,对于简单图像,相同初始轮廓和不同的 StopNum 取值分割结果如图3所示。由图3可以看出:对于相同的初始轮廓如图(a),在迭代次数=20的条件下, $\text{StopNum} = 1$ 时,耗时0.672s, $\text{StopNum} = 2$ 时,耗时0.673s, $\text{StopNum} = 4$ 时,耗时0.675s,三次实验耗时相当,分割结果都比较精确;当 $\text{StopNum} = 5$ 时,耗时0.718s, $\text{StopNum} = 15$ 时,耗时0.781s,但是这两种取值下图像都不能正确分割。大量的实验同样说明当 $\text{StopNum} > 5$ 时,也经常导致边界泄漏。因此,对于简单的图像而言, StopNum 的取值范围为[1,4]比较合适, $\text{StopNum} = 2$ 时性能最好。

其次,对于复杂图像,相同初始轮廓和不同的 StopNum 取值分割结果如图4所示。由图4可以看出:对于相同的初始轮廓

廓如图 (a) 在迭代次数 = 130 的条件下,当 $StopNum = 1, 8, 22, 25$ 时,耗时分别为 7.813 s, 7.884 s, 7.765 s 和 7.629 s, 但是都不能得到正确的分割结果; 当 $StopNum = 10, 15, 20$ 时, 耗时分别为 7.681 s, 7.625 s, 7.621 s, 耗时相当, 分割结果都比较精确。大量实验也证实 $StopNum$ 在 10 ~ 20 取值时分割效果较好。因此, 对于多目标复杂图像分割而言, $StopNum$ 取值范围为 [10, 20] 比较合适。

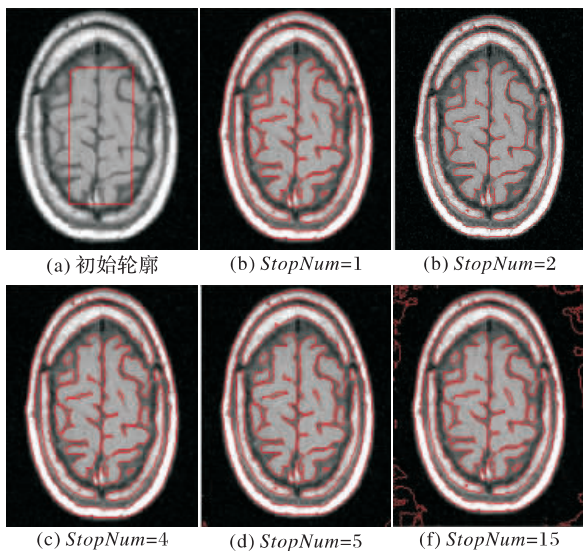


图 3 $StopNum$ 取不同值时简单图像的分割效果

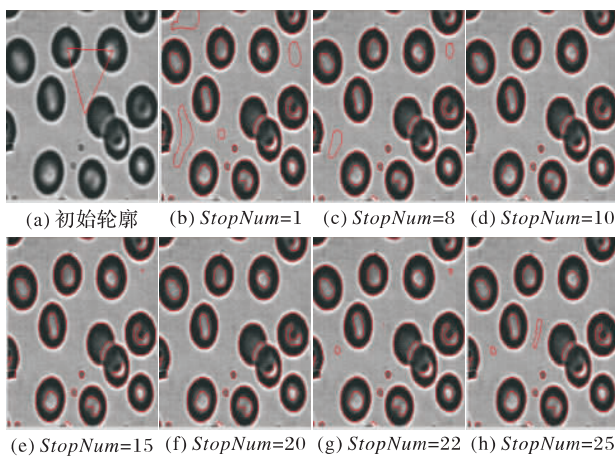


图 4 $StopNum$ 取不同值时复杂图像的分割效果

4.2 实验结果与分析

本实验平台是 Windows XP(CPU 2.49 GHz) 程序全部使用 Matlab 7.0 编写运行。模型相关参数设置为: ADPLS 部分面积项参数模板 $K_1 = 15$, 高斯核函数尺度大小 $\sigma_1 = 1.0$; LBF 部分高斯参数模板 $K_2 = 13$, 尺度大小为 $\sigma_2 = 3.0$ 。对目标个数较少、内容简单的图像, $StopNum$ 在 [1, 4] 范围内取值, 而对于多目标、复杂图像的 $StopNum$ 取值为 [10, 20], 在实验过程中可以根据具体图像设置该参数的大小, 其他参数的设置详见文献 [10]。

实验 1 不同初始轮廓条件下各分割算法的稳定性与耗时比较。

根据如图 5 所示的实验结果, 在不同初始轮廓且 $StopNum = 1$ 条件下, LBF 算法、自适应融合算法和本文改进算法各自性能的比较如表 1 所示。

由表 1 可以看出, 对于不同的初始轮廓, 本文改进算法均能从不同的方向快速收敛于目标边界, 说明该算法在稳定性

和速度上优势明显。

表 1 不同初始轮廓条件下各算法稳定性与耗时比较

算法	初始轮廓 1			初始轮廓 2		
	迭代次数	稳定性	耗时/s	迭代次数	稳定性	耗时/s
LBF	300	差	6.672	100	好	2.261
自适应融合算法	10	差	0.344	10	好	0.358
本文算法	10	好	0.234	10	好	0.234

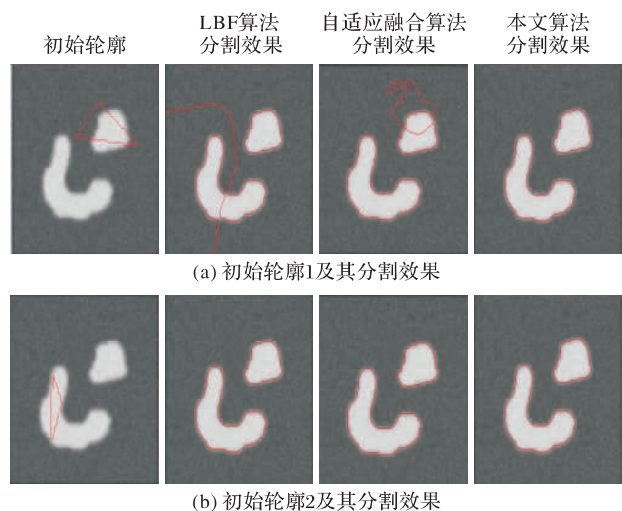


图 5 不同初始轮廓下各算法的分割稳定性对比

实验 2 不同初始轮廓条件下各分割算法的分割精度与耗时比较。

根据如图 6 所示的实验结果, 在不同初始轮廓且 $StopNum = 2$ 的条件下, LBF 算法、自适应融合算法和本文改进算法的性能比较如表 2 所示。

由表 2 可以看出本文的分割速度优势明显, 改进后所需时间仅是自适应融合算法的 1/3 ~ 1/4。

表 2 不同初始轮廓条件下各算法分割精度与耗时比较

算法	初始轮廓 3			初始轮廓 4		
	迭代次数	分割精度	耗时/s	迭代次数	分割精度	耗时/s
LBF	800	低	28.750	180	高	6.313
自适应融合算法	80	低	3.203	50	高	2.938
本文算法	20	高	0.656	20	高	0.641

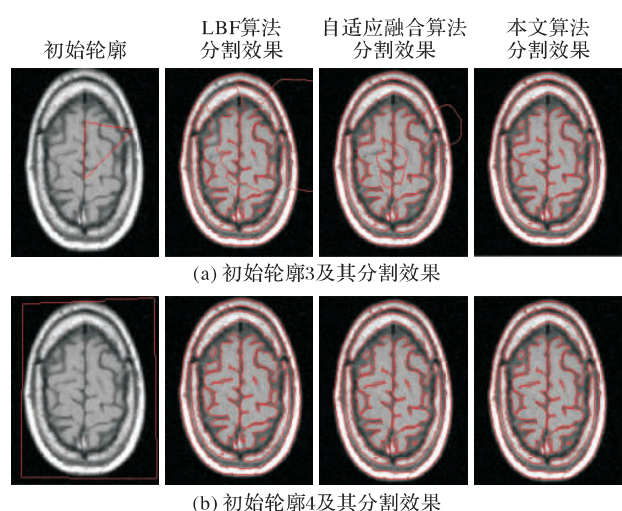


图 6 不同初始轮廓下各算法的分割精度对比

5 结语

本文在LBF模型与ADPLS算法的基础上提出一种新的稳定的分割算法,它充分利用了ADPLS和LBF各自的边界和区域分割优势。与LBF模型相比,该文分割算法不仅不受初始轮廓的影响,而且总能获得较好的分割效果;与ADPLS方法相比,该融合算法不仅能完全避免在分割某些灰度不均匀图像时产生边缘泄漏和分割不足的现象,而且保持了分割稳定的特点。即使在各种算法分割效果良好的情况下,本文算法在速度上也有明显的优势。综上所述,本文改进的融合算法在分割精度、速度及算法稳定性等综合性能指标上明显优于ADPLS和LBF算法。

参考文献:

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [2] CASELLES V, CATTE F, COLL T, *et al.* A geometric model for active contours in image processing [J]. *Numerische Mathematik*, 1993, 66(1): 1-31.
- [3] TSAI A, YEZZI A, Jr, WILLSKY A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(8): 1169-1186.
- [4] RONFARD R. Region-based strategies for active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 13(2): 229-251.
- [5] CHAN T F, VESE L A. Active contour without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [6] MUMFORD D, SHAD J. Optional approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- [7] 徐玲凌,肖进胜,易本顺,等.改进的C-V水平集模型图像分割算法[J].*计算机工程*,2009,35(10):209-213.
- [8] 文静,陈占伟.变分水平集分割方法[J].*计算机工程*,2010,36(9):212-213,216.
- [9] 何传江,唐利明,詹毅.用于图像分割的自适应距离保持水平集演化[J].*软件学报*,2008,19(12):3161-3169.
- [10] LI C M, XU C Y, GUI C F, *et al.* Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// CVPR 2005: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2005: 430-436., 2005.
- [11] LI C M, KAO C-Y, GORE J C, *et al.* Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]// CVPR 2007: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2007: 1-7.
- [12] LI C M, KAO C-Y, GORE J C, *et al.* Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [13] SURI J S, LIU K C, SINGH S, *et al.* Shape recovery algorithms using level sets in 2-D/3-D medical imagery: a state-of-the-art review [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2002, 6(1): 8-28.
- [14] 林颖,印桂生,杨耘.基于变分水平集的灰度不均匀医学图像分割[J].*计算机工程*,2010,36(24):203-205.
- [15] 林亚忠,顾金库,郝刚.一种新的自适应水平集融合算法[J].*计算机工程*,2011,37(13):216-218.

(上接第486页)

有效地减少信息的冗余计算。实验结果表明,在不影响计算精度的前提下,该方法能够大大提高算法的运行效率。下一步的工作目标将考虑如何减少无纹理区域的误匹配以及如何降低针对视差值相差较大的图像对的误匹配率,以进一步提高算法的视差匹配准确性

参考文献:

- [1] SUN J, ZHENG N N, SHUM H Y. Stereo matching using belief propagation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(7): 787-800.
- [2] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 47(1/3): 7-42.
- [3] SZELISKI R, ZABIH R, SCHARSTEIN D, *et al.* A comparative study of energy minimization methods for Markov random fields with smoothness-based priors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(6): 1068-1080.
- [4] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient belief propagation for early vision [C]// CVPR 2004: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004, 1: 261-268.
- [5] BRUNTON A, SHU C, ROTH G. Belief propagation on the GPU for stereo vision [C]// The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Quebec: [s. n.], 2006: 76.
- [6] YANG Q X, WANG L, YANG R G, *et al.* Real-time global stereo matching using hierarchical belief propagation [C]// Proceedings of the British Machine Vision Conference. Edinburgh: British Machine Vision Association, 2006: 989-998.
- [7] SRIVASTAVA S, HA S J, LEE S H, *et al.* Stereo matching using hierarchical belief propagation along ambiguity gradient [C]// ICIP'09: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2009: 2061-2064.
- [8] LAI Y-C, CHENG C-C, LIANG C-K, *et al.* Efficient message reduction algorithm for stereo matching using belief propagation [C]// 17th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2010: 2977-2980.
- [9] YOON K-J, KWEON I-S. Locally adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 650-656.
- [10] IHLER A, FISHER J, WILLSKY A S. Loopy belief propagation: convergence and effects of message errors [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2006, 6(1): 905-936
- [11] YANG Q X, WANG L, YANG R G. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation, and occlusion handling [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3): 492-504
- [12] Anonymous. Adaptive domain belief propagation for sub-pixel stereo matching [C]// Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2011: 1665.
- [13] YANG Q X, WANG L, AHUJA N. A constant-space belief propagation algorithm for stereo matching [C]// Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2011: 1458-1465.
- [14] STANKIEWICZ O, WEGNER K. Depth map estimation software version 2 [S]. [S. l.]: ISO/IEC Moving Picture Experts Group, 2008.
- [15] 杨宝海,刘小莉,查代奉.基于视差空间采样的区域增长稠密立体匹配算法[J].*计算机应用*,2009,29(10):2690-2692.
- [16] 刘效勇,李大海,王琼华,等.彩色图像对自适应匹配算法[J].*计算机应用*,2011,31(1):163-166.