

一种用于立体图像匹配的改进置信传播算法

严 恺^{1),(2)} 周 军^{1),(2)}

¹⁾(上海交通大学图像通信与信息处理研究所,上海 200240) ²⁾(上海市数字媒体处理与传输重点实验室,上海 200240)

摘 要 给出了一种用于立体图像匹配的改进置信传播算法。基于视差场的连续性假设,传统视差估计置信传播算法将稠密视差场抽象为一种马尔可夫场,置信传播在消息双向传递的马尔可夫网络上进行。考虑到在物体遮挡区域视差场并不连续,首先采用基于初始视差估计的交叉不稳定检测技术检测出遮挡区域,将稠密视差场更加精确地抽象为一种马尔可夫场和贝叶斯场的混合场,置信传播在马尔可夫和贝叶斯的混合网络上进行,使得遮挡区域像素视差信息不传递给非遮挡区域,提高了视差估计精度并降低了算法复杂度。采用 Middlebury 网站提供的标准测试图像对本文算法进行了客观评估,实验结果表明,本文算法同时具有较好的视差估计精度和运算效率。

关键词 立体图像匹配 置信传播算法 马尔可夫场 交叉不稳定检测技术

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)11-2383-04

An Improved Belief Propagation Algorithm for Stereo Matching

YAN Kai^{1),(2)}, ZHOU Jun^{1),(2)}

¹⁾(Institute of Image Communication and Information Processing, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240)

²⁾(Shanghai Key Laboratory of Digital Media Processing and Transmissions, Shanghai 200240)

Abstract This paper proposes an improved belief propagation algorithm for stereo matching. Based on the assumption that the disparity field is continuous, traditional methods regard the disparity field as a Markovian network that transmits two-way information. But in the occluded area, disparity is not continuous. So we propose a new method. Firstly, we use the cross-check technology based on the initial disparity to detect the occluded area. Secondly, we regard the disparity map as a mixed network of Markovian field and Bayes field. Then the occluded area does not transmit information to the non-occluded area so as to reduce the computational cost of disparity matching. We use the standard test images to evaluate our algorithm. The result shows that the proposed method achieves a high accuracy and efficiency.

Keywords stereo matching, belief propagation, Markovian field, cross-check technology

1 引言

视差信息是进行立体图像处理的基础,立体图像匹配技术是近年来计算机视觉领域的研究热点,在立体图像编码、机器人视觉、航空等领域都有着广泛的应用前景^[1]。

基于置信传播(BP算法)的视差估计算法是一

类精度较高的视差估计全局算法,近年来被广泛研究^[2-4]。该类算法的特点是基于稠密视差场的连续性假设,将稠密视差场抽象为一种马尔可夫场,通过置信传播将相邻像素的视差信息在马尔可夫网络上相互传递,通过迭代计算最终得到全局最优的视差估计结果。然而,在物体遮挡区域视差场并不满足连续性假设,遮挡区域像素视差信息传递给非遮挡区域,会造成一定程度的视差误匹配,并减缓全局最

基金项目:国家高技术研究发展计划(863)项目(2008AA01A319)

收稿日期:2009-06-17;改回日期:2009-08-31

第一作者简介:严 恺(1983 ~),男。上海交通大学信号与信息处理专业硕士研究生。主要研究方向为视频编码、图像匹配。

E-mail:yankai@sjtu.edu.cn

优化收敛速度,增加置信传播算法的运算量。

本文给出了一种用于立体图像匹配的改进置信传播算法。该算法在初始视差估计的基础上,首先采用视差场交叉不稳定检测技术,检测出图像中的遮挡区域,将稠密视差场更加精确的抽象为一种马尔可夫场和贝叶斯场的混合场,置信传播在马尔可夫和贝叶斯的混合网络上进行,保证遮挡区域像素视差信息不传递给非遮挡区域。采用 Middlebury^[5]网站提供的标准测试图像对本文算法进行了客观评估,实验结果表明,本文算法同时具有较好的视差估计精度和运算效率。

2 改进的视差估计置信传播算法

2.1 算法总体框架

如图 1 所示,整个视差估计流程可以分为以下 3 个步骤:第 1 步,采用基于彩色权重的局部视差估计法得到初始视差;第 2 步,通过视差唯一性交叉检测以及视差置信度检测标定初始视差中的不稳定视差,建立马尔可夫网和贝叶斯网相结合的置信传播自适应混合网络;第 3 步,使用不对称置信传播算法对初始视差图做全局优化,针对不稳定视差做单向迭代修正,最终得到精度较高的视差图。

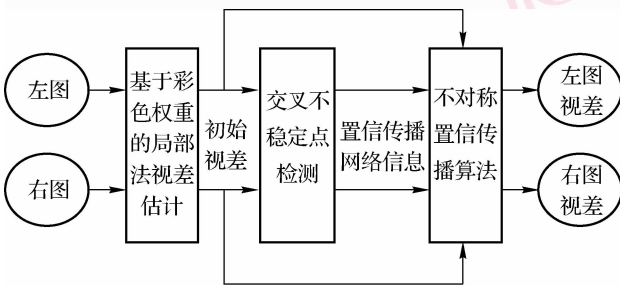


图 1 改进的视差估计算法

Fig. 1 The improved disparity estimation algorithm

2.2 初始视差场估计

本文采用 Yoon 和 Kweon 提出的基于色彩差异的自适应权重的局部视差估计算法获得初始视差^[6]。左图初始视差和右图初始视差可由下式表示:

$$d_l(x_l) = \arg \min_{d \in S_d} Costx_l(d) \quad (1)$$

$$d_r(x_r) = \arg \min_{d \in S_d} Costx_r(d) \quad (2)$$

式中, $Costx_l(d_x)$ 表示左图像素 x_l 的视差为 d 的匹配代价, $Costx_r(d)$ 表示右图像素 x_r 的视差为 d 的匹

配代价, S_d 表示视差 d 的取值范围, $Costx_l(d_x)$, $Costx_r(d)$ 的具体计算方法可参考文献^[6]。

图 2 给出了基于彩色权重的视差估计算法所求得的 tsukuba 标准测试图像的初始视差图。可以看出,初始视差图能够基本正确地表现出图像中物体的深度信息,但在图像的遮挡区域、缺少纹理区域以及物体边缘区域,存在明显的视差误匹配。

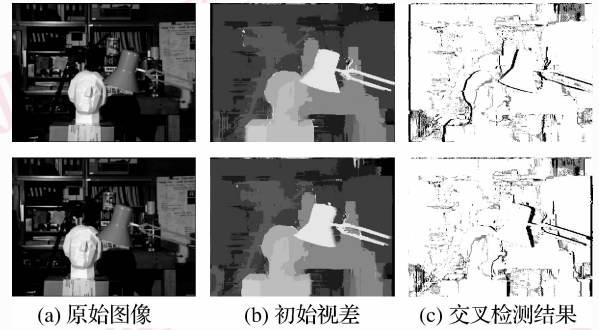


图 2 tsukuba 图初始视差

Fig. 2 Initial disparity of image tsukuba

2.3 交叉不稳定检测技术

交叉不稳定检测的目的是发现初始视差图中的误匹配视差和遮挡区域,建立马尔可夫网和贝叶斯网相结合的置信传播自适应混合网络。

首先对图像的每个像素节点进行视差唯一性交叉检测,不满足视差唯一性的像素节点属于贝叶斯节点,满足视差唯一性的像素节点进行置信检测;置信检测^[3]得到的稳定像素属于马尔可夫节点,不稳定像素属于贝叶斯节点。用公式表示上述过程如下:

$$\mathbf{B} = \{x | d_l(x) \neq d_r(x - d_l(x)) \mid \bigcup \left\{ x \mid \frac{\text{cost_best}(x)}{\text{cost_sec}(x)} \geq \eta \right\}\} \quad (3)$$

$$\mathbf{M} = \{x | d_l(x) = d_r(x - d_l(x)) \mid \bigcap \left\{ x \mid \frac{\text{cost_best}(x)}{\text{cost_sec}(x)} < \eta \right\}\} \quad (4)$$

式中, \mathbf{B} 表示贝叶斯节点组成的集合, \mathbf{M} 表示马尔可夫节点组成的集合, x 表示左图图像中的某个像素, $d_l(x)$ 表示 x 点像素的初始视差, $d_r(x - d_l(x))$ 表示 x 点像素在右图中的匹配像素 $x - d_l(x)$ 的初始视差, $\text{cost_best}(x)$ 表示局部算法中得到的当前像素 x 的最小匹配代价,而 $\text{cost_sec}(x)$ 表示第二小的匹配代价, η 为常量因子。

由式(3)、式(4)可见,贝叶斯节点集合 \mathbf{B} 表示初始视差图中的误匹配区域和遮挡区域,而马尔可

夫节点集合 M 表示初始视差图中的正确匹配区域。置信传播自适应混合网络由下述规则建立:

- (1) 图像中任一像素节点仅能够和其四个相邻的像素建立网络通道;
- (2) 2 个马尔可夫节点或 2 个贝叶斯节点建立一条马尔可夫网络通道;
- (3) 一个贝叶斯节点一个马尔可夫节点建立一条流向为马尔可夫节点到贝叶斯节点的贝叶斯网络通道。

图 2 给出了 tsukuba 标准测试图像的初始视差图的交叉不稳定检测结果,其中图像黑色区域表示视差误匹配区域,灰色区域表示视差不稳定匹配区域,而白色区域表示视差正确匹配区域。可以看出交叉不稳定检测能够检测出初始视差图中的绝大部分误匹配区域和遮挡区域。

2.4 改进的置信传播算法

提出的改进置信传播算法,其核心思想是:置信传播在马尔可夫网和贝叶斯网相结合的自适应混合网络上进行,正确匹配视差修正误匹配视差,而误匹配视差和遮挡区域像素视差不会影响匹配正确视差,从而使得全局能量最小化过程增快,既提高了收敛速度也保证了最终视差估计的精度。具体算法流程如下:

$E_x(d)$ 表示像素 x 的视差为 d 的全局代价, $E_x(d)$ 可由式(5)表示:

$$E_x(d) = ED_x(d) + ES_x(d) \quad (5)$$

式中, $ED_x(d)$ 表示像素 x 与其匹配像素的相似性,可由局部法得到的 $Cost_x(d)$ 给出。用式(6)计算 $ED_x(d)$:

$$ED_x(d) = \begin{cases} \mu_B Cost_x(d) & \forall x \in B \\ \mu_M Cost_x(d) & \forall x \in M \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\mu_B = 4.0, \mu_M = 1.0$ 。代表误匹配区域和遮挡区域的贝叶斯节点在全局优化中一定程度的惩罚。

$ES_x(d)$ 表示相邻像素的视差相关性^[2],可由式(7)计算:

$$ES_x(d) = \sum_{y \in N(x)} M_{y,x}(d) \quad (7)$$

式中, $N(x)$ 表示 x 点像素的相邻像素, $M_{y,x}(d)$ 表示像素 y 传递给 x 的信息,表示在 y 像素视差最优情况下, x 像素视差是 d 的可能性。 $M_{y,x}(d)$ 可由式(8)计算:

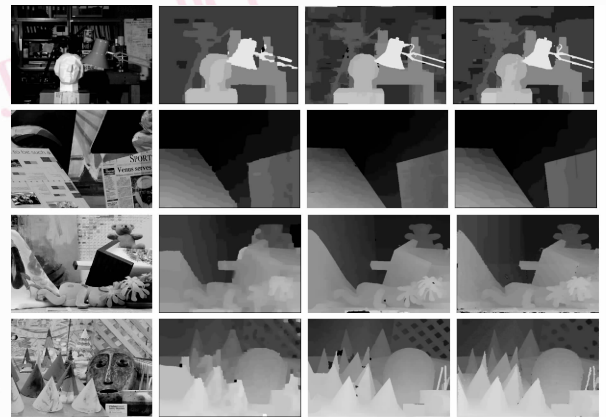
$$M_{x,y}^t(d) = \begin{cases} \min_{dx} (ED_x(dx) + \sum_{s \in N(x), s \neq y} M_{s,x}^{t-1}(dx)) & \forall (x \rightarrow y) \in bp_network \\ 0 & \forall (x \rightarrow y) \notin bp_network \end{cases} \quad (8)$$

式中, $(x \rightarrow y) \in bp_network$ 表示传播路径 $(x \rightarrow y)$ 属于置信传播马尔可夫和贝叶斯混合网络 ($bp_network$)。式(8)保证误匹配视差信息不在置信传播中扩散,遮挡区域像素视差不影响非遮挡区域像素视差,从而使得全局能量最小化过程增快,提高了收敛速度也保证了最终视差估计的精度。

3 实验结果

在 Core2 E8400 处理器(4G 内存)和 VS2005 的测试平台上采用 Middlebury 网站提供的标准测试图像对本文算法进行了客观评估,实验结果表明,本文算法同时具有较好的视差估计精度和运算效率。

图 3 给出了“tsukuba”,“venus”,“teddy”和“cones”4 组标准测试图像的实验结果。其中第 1 列表示标准测试图像的左图图像,第 2 列表示采用传统的视差估计置信传播算法所得到的视差图^[2],第 3 列表示采用自适应过分割的视差估计置信传播算法所得到的视差图^[7],第 4 列表示采用本文算法得到的视差图。



(a) 原始图像 (b) 文献[2]算法 (c) 文献[7]算法 (d) 本文算法

图 3 4 组标准测试序列实验结果

Fig. 3 Experimental results of standard test images

表 1 给出了 Middlebury 网站^[5]对文献[2]算法和文献[7]算法以及本文算法的算法精度客观评估结果。

表 1 视差估计算法误匹配率比较

Tab. 1 Comparison of algorithm error rate

图像	tsukuba	venus	teddy	cones
文献[2]算法	3.78	2.58	28.7	25.0
文献[7]算法	2.04	0.20	11.1	8.96
本文算法	1.39	0.54	9.53	8.89

由于采用了基于交叉不稳定检测技术,算法首先检测出图像遮挡区域以及初始视差中匹配不正确的像素,使得图像遮挡区域像素视差不影响非遮挡区域,并避免错误视差信息在置信传播过程中的传递,提高了视差估计算法精度。从图 3 和表 1 可以看出,本文误匹配率明显低于以文献[2]为代表的传统视差估计置信传播算法,略好于文献[7]所述的基于自适应过分割的改进置信传播算法。

算法效率方面, BP 算法的算法复杂度为 $O(nk^2T)^{[2]}$, 其中 n 表示一次迭代所需消息传递次数, k 表示最大视差, T 表示迭代次数。由于本文算法将视差场抽象为单向贝叶斯网络和双向马尔可夫网络的混合网络, 和单纯的双向马尔可夫网络相比, 一次迭代所需消息传递次数得到减少。另外, 由于误匹配视差和遮挡区域视差不再传递给匹配正确区域, 加速了全局最优化收敛过程, 算法迭代次数明显减少。

表 2 给出了本文算法与传统 BP 算法运算复杂度^[2]的比较。可以看出, 本文算法运算量明显小于传统算法。

表 2 算法复杂度比较

Tab. 2 Comparison of algorithm complexity

图像	tsukuba	venus	teddy	cones
文献[2]算法	$T=8$ $n=442\ 368$	$T=9$ $n=664\ 888$	$T=10$ $n=675\ 000$	$T=10$ $n=675\ 000$
本文算法	$T=5$ $n=371\ 812$	$T=7$ $n=553\ 413$	$T=8$ $n=503\ 996$	$T=8$ $n=515\ 564$

文献[7]所述算法实质上是在传统置信传播算法基础之上, 引入自适应彩色图过分割的平面修正算法, 提高了算法精确度。但由于彩色图分割算法本身的复杂性, 文献[7]算法复杂度高于传统算法。

表 3 给出了文献[2]算法和本文算法实际运行

表 3 算法运行时间比较

Tab. 3 Comparison of algorithm's runtime

图像	tsukuba	venus	teddy	cones
文献[2]算法	18.2	29.5	64.0	81.9
本文算法	10.6	20.1	41.2	53.0

时间比较, 可以看出, 本文算法运算时间仅为传统视差估计置信传播算法的 60%。

从图 3、表 1、表 2 和表 3 可以看出, 提出的改进视差估计置信传播算法, 具有较好的视差估计精度和运算效率。

4 结 论

给出了一种用于立体图像匹配的改进置信传播算法。首先采用基于初始视差估计的交叉不稳定检测技术检测出遮挡区域, 将稠密视差场抽象为一种马尔可夫场和贝叶斯场的混合场, 置信传播在马尔可夫和贝叶斯的混合网络上进行, 保证误匹配视差和遮挡区域像素视差信息不传递给匹配正确像素区域。实验结果表明, 本文算法同时具有较好的视差估计精度和运算效率。

参考文献 (References)

- Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(2): 7-42.
- Weiss Y, Freeman W. On the optimality of solutions of the max-product belief propagation algorithm in arbitrary graphs [J]. IEEE Transactions Information Theory, 2001, 2(1): 732-735.
- Sun J, Li Y, Kang S B. Symmetric stereo matching for occlusion handling [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], London, England, 2005, 2: 399-406.
- Andreas Klaus, Mario Sormann, Konrad Karner. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition [C], Paris, France, 2006, 1: 15-18.
- Microsoft Research of Disparity Matching Algorithm [EB/OL]. <http://vision.middlebury.edu/stereo/>, 2007-12-17/2009-07-26.
- Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2006, 28(4): 650-656.
- Taguchi Y, Wilburn B, Zitnick L. Stereo reconstruction with mixed pixels using adaptive over-segmentation [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Anchorage, AK, USA, 2008, 1: 15-18.