

文章编号 1004-924X(2011)11-2774-08

基于置信传播的立体匹配并行算法

周自维^{1,2*}, 樊继壮¹, 赵 杰¹, 刘晓丽²

(1. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080;

2. 辽宁科技大学 电信学院, 辽宁 鞍山 114044)

摘要: 考虑在双目立体视觉匹配算法中置信传播算法虽然能获得较好的视差图但匹配速度较慢, 本文提出了一种基于置信传播的并行匹配方法。该方法以置信传播为基础, 采用并行机制来提高匹配速度。首先, 利用最优边缘算法计算图像中的边缘信息; 然后, 利用边缘信息将整个待匹配视图切割成若干小的区域, 使用 OpenMP 多核优化算法并行对各个小区域进行匹配; 最后, 合并出整个视差图。使用 Meddlerbury 测试平台提供的立体图对进行了实验。结果表明, 在保证匹配准确率的前提下, 置信传播算法将匹配速度提高了 3.51 倍, 为立体匹配的实际应用奠定良好的基础。该方法在具备多核处理器的嵌入系统中也有良好的应用前景。

关键词: 立体匹配; 全局优化; 最优边缘提取; 置信传播算法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111911.2774

Parallel stereo matching algorithm base on belief propagation

ZHOU Zi-wei^{1,2*}, FAN Ji-zhuang¹, ZHAO Jie¹, LIU Xiao-li²

(1. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology,

Harbin 150080, China; 2. School of Electronics Information,

Liaoning University of Science and Technology, Anshan 114001, China)

* Corresponding author, E-mail: 381431970@qq.com

Abstract: In this paper, a parallel stereo matching algorithm is proposed based on belief propagation algorithm to accelerate the matching speed. Firstly, the edge of the image is calculated using an optimized edge computing method, then the image to be matched is cut into several segments by the edge information, and every segment is matched based on belief propagation algorithm in parallel time. Finally, all the segment are assembled into a whole disparity image. The experimental results show that the matching speed has accelerated by 3.51 times that of traditional one in the same disparity quantity, and this method can lay the foundation for the further real-time application.

Key words: stereo matching; global optimization; optimized edge detection; belief propagation

收稿日期: 2011-05-23; 修订日期: 2011-06-27.

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目 (No. 2007AA041501); 哈尔滨市科技创新人才研究专项基金资助项目 (No. 2008RFQXG051); 哈尔滨工业大学科研创新基金资助项目 (No. HIT.NSRIF.2009023)

1 引言

双目立体视觉技术是移动机器人视觉导航和视觉伺服领域中的关键技术,而双目立体视觉匹配算法一直是立体视觉领域研究的热点问题^[1-2]。双目立体匹配算法研究的目的是根据两幅匹配视图产生与其对应的视差图(Disparity Space Image-DSI),视差图信息能够转换成真实世界中成像物体距离视点的距离,因而通过视差图可以得到视点周围场景的三维信息,进而对外部环境进行三维重构,因此构建良好的视差图是立体视觉研究中关键的步骤。

目前计算致密视差图的算法大体上分为两类即局部优化方法和全局优化方法,文献[3]中对立体视觉的算法进行了比较详尽的描述,同时提供了一个统一的测试标准,该测试平台大大推动了立体视觉匹配算法的研究,同时文献[4]也针对局部和全局算法对匹配效果和匹配时间进行了比较。

基于支撑窗口的相似度匹配算法属于局部优化算法^[5-7]。但是由于环境中不连续性的存在使得支撑窗口的确定成为困难的问题。尽管局部优化算法匹配速度较高,接近实时性要求,但是由于局部优化算法的限制得到的视差图准确性通常比较差。在文献[8]中提出的加权自适应窗口得到的视差图非常理想但是计算时间非常长(作者的程序测试结果为 311 s,测试使用的电脑为 Pentium Intel Core i5 CPU 2.7G),因而难以应用于实际需求。

基于目标函数能量极小化的匹配算法属于全局匹配算法[9]。由于经过全局优化,通常全局算法得到的视差图准确性要好于局部算法。基于能量函数极小化的优化算法众多,比如,模拟退火算法、均值场退火算法^[10-11],但是目前有两类全局优化算法得到了广泛的关注,即图分割算法(Graph Cuts-GC)^[12-14]和置信传播算法(Belief Propagation-BP)^[9,15-16]。

这两类算法都以马尔科夫随机场(Markov Random Field-MRF)为基本模型,GC 算法在 MRF 模型上构建赋权图模型,该模型给定每个节点一个权值,从而将能量最小化问题转化为赋权图最小切割问题,将最小切割问题等价于最大流

问题,然后使用最大流算法解最小切割问题从而使问题得解。在文献[12]中提出两个解最小切割的快速算法即 $\alpha\beta$ 交换算法和 α 扩张算法,使得该问题的运算效率大幅度提高,同时该问题的求解也衍生出不同改进算法^[14,17]。

BP 算法^[18]引入贝叶斯准则,将匹配问题转换成为一个最大后验概率(Maximum A Posteriori-MAP)问题,并通过相邻点的置信度对当前点视差置信度进行更新从而得到当前点视差最大后验概率^[9],在 Q. Yang^[16]的文献中提出了对该算法的改进。对于立体视觉匹配问题根据这两种基本方法得到的视差图从质量和时间上相近^[9],但是置信传播算法的最大后验概率推导过程可以从多个位置同时开始,不同位置的推导过程可以互不影响并行执行,因此 BP 算法为并行化计算提供了良好的基础。

在立体视觉匹配过程中边缘信息的处理比较复杂,因为边缘位置视差具有很大的不连续性,由于边缘位置的影响立体匹配的全局或局部优化算法难以得到完善结果。但是换个角度看,边缘信息也为研究提供了一个非常有意义的线索,因为在一幅图像中体现场景特征最明显的位置往往在图像的边缘上。基于此种思想,本文假设视差图的不连续性发生在边缘位置,因此如果一个区域被边缘信息所包围,那么该区域自然的就和周围相邻区域分隔开,成为一块单独的区域和其他区域没有关联,在这个假设下就可以对不同的独立区域并行匹配而不影响全局视差的连续性。

针对以上叙述,本文提出了一种基于置信传播的快速匹配方法,该算法首先计算待匹配图像的边缘特征,然后以边缘为界限将整个视图分割为若干小的区域。采用 OpenMP 并行运算技术,将不同分割区域进行并行匹配,最后将不同匹配段进行拼接合成整个视差图。实验结果证明,相对于标准 BP 运算,该算法在保证视差图质量的前提下大大提高了运算速度。

2 图像边缘的检测方法

在图像边缘检测算法中,边缘的倾斜程度可以通过导数求得,早期的边缘检测方法利用一阶导数的极大值或二阶导数的过零点来检测边缘点,依据该前提衍生出一系列不同形式的微分算

子,如 Sobel 算子、Robert 算子、Prewitt 算子和 Laplacian 算子等。

2.1 边缘检测微分方法简介

图像的梯度函数即函数灰度变化的速率,它在边缘处为局部极大值。通过梯度算子或一阶导数算子估计图像灰度变化的方向,增强图像中的灰度变化区域,然后对增强的区域进一步判断边缘。对于连续函数 $I(x, y)$ 在点 (x, y) 处的梯度矢量,定义为

$$\nabla I(x, y) = [G_x, G_y]^T = \left[\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right]^T$$

$$\text{梯度的模} |\text{grad}| = \sqrt{\left(\frac{\partial}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y} \right)^2}$$

$$\text{梯度的边缘方向: } \varphi = \arctan \left[\frac{\partial}{\partial y} / \frac{\partial}{\partial x} \right]$$

基于梯度的边缘算子之间的根本区别在于算子应用的方向以及在这些方向上逼近图像一维导数的方式以及将这些近似值合成为梯度方式不同。

在阶跃边缘处灰度的变化速率最大,边缘点对应的二阶导数为过零点,设 \mathbf{n} 是梯度方向,则图像 $I(x, y)$ 在点 (x, y) 处沿着梯度方向的一阶导数为:

$$\frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial \mathbf{n}} = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} \cos^2 \theta + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \sin^2 \theta + 2$$

$$\frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x \partial y} \sin \theta \cos \theta.$$

由于二阶方向导数算子不具备线性和旋转不变性,因此常采用具有线性和旋转对称的 Laplacian 算子:

$$\nabla^2 = \left[\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right]^T,$$

Laplacian 算子是个标量,属于各向同性运算,具有旋转不变性,对灰度突变敏感。

2.2 边缘检测的最优算子

最优算子是微分算子的基础上发展起来的边缘检测算子,根据信噪比求得检测边缘的最优滤波器。LOG 算子又称为拉普拉斯高斯算法,是一种二阶微分边缘检测方法。它应用 Gaussian 函数先对图像进行平滑,然后采用拉氏算子根据二阶导数过零点来检测边缘,该方法能较好地反映人的视觉特征。所用的高斯滤波器能同时在空域和频域达到最佳,且能提取出对比度弱的边界。因此它是利用平滑二阶微分检测图像边缘比较好

的算子。

Canny 算子的实质是利用高斯函数的一阶微分,并用非极大抑制和“磁滞”阈值法来定位导数最大值,该算子的检测效果如图 1 所示,具有很好的边缘检测性能。



(a) Cones 左图



(b) Cones 右图

(a) Cones left image

(b) Cones right image



(c) 左图的边缘



(d) 右图的边缘

(c) Left optimal edge

(d) Right optimal edge

图 1 Canny 算子计算出的图像边缘

Fig. 1 Image edge calculated by Canny operator

3 基于 BP 的优化算法

BP 算法将待匹配空间视为马尔科夫随机场,引入贝叶斯准则,将视差计算问题转换成最大后验概率估计问题,最大后验概率的计算由初始值开始并且利用相邻点消息对该点置信度进行更新从而计算出图像点最佳视差。

3.1 立体匹配的基本贝叶斯模型

针对立体视觉匹配问题,文献[9,15]利用一个连续随机场和两个线过程(Line Process)为基础,建立贝叶斯后验概率模型,基本模型为

$$P(D, L, O | I) = \frac{P(I/D, L, O) P(D, L, O)}{P(I)}, \quad (1)$$

其中 D 指的是索引视图的平滑视差场, L 是索引视图中表示深度是否连续的空间线过程(Spatial Line Process), O 是索引视图中表示遮挡与否的空间二进制过程(Spatial Binary Process)。由于在该过程中匹配视图中遮挡和不连续问题被明确

定义,因而在方程的解中,考虑了遮挡和不连续这两个限定条件。上述模型中似然分布(Likelihood)和先验概率(Prior)分别采用如下方式:

似然分布定义如下:

$$P(I|D, O, L) \propto \prod_{s \notin O} \exp(-F(s, d_s, D)), \quad (2)$$

$F(s, d_s, D)$ 是给定观察 I 中像素 s 在视差 d_s 下的匹配代价函数:

$$F(s, d_s, D) = \min\{\bar{d}(s, s', D)/\delta_f, \bar{d}(s', s, D)/\delta_f\}, \quad (3)$$

其中:

$$\bar{d}(s, s', D) = \min\{|I_L(s) - I_R(s')|, |I_L(s) - I_R(s')|, |I_L(s) - I_R^+(s')|\}.$$

式中 s' 是右视图中和左视图中 s 距离 d_s 的匹配像素。 $I_R(s')$ 是像素 s' 和他的左边相邻点亮度平均插值, $I_R^+(s')$ 是右边相邻点插值, 由于遮挡区域的相似度无法明确定义, 我们的相似度只考虑在非遮挡区域计算。

先验概率定义:

$$P(D, L, O) \propto \prod_s \prod_{t \in N(s)} \exp(-\phi_c(d_s, d_t, l_{s,t})) \prod_s \exp(-\eta_c(o_s)), \quad (4)$$

$(-\phi_c(d_s, d_t, l_{s,t}))$ 是 $d_s, d_t, l_{s,t}$ 的联合簇势函数(clique potential function) 而 $\eta_c(o_s)$ 是 o_s 的簇势函数。

3.2 模型的近似简化

由于上述贝叶斯模型过于复杂而难于求解, 利用线性过程和鲁棒统计过程一致性^[19], 使得我们能够用鲁棒函数近似替代线过程, 从而得到如下后验概率公式:

$$\begin{aligned} & \max_{D, L, O} P(D, L, O|I) \\ &= \max_D \left\{ \max_O \prod_s \exp(-F(s, d_s, D)(1 - o_s) + \eta(o_s)) \right. \\ & \quad \left. \max_L \prod_s \prod_{t \in N(s)} \exp(-\phi_c(d_s, d_t)(1 - l_{s,t}) + \gamma(l_{s,t})) \right\} \end{aligned} \quad (5)$$

用相应的外层过程(Outlier Process)来取代上式的 2 个部分:

第一段替换为:

$$\max_O \prod_s \exp(-F(s, d_s, D)(1 - o_s) + \eta(o_s)) \quad (6)$$

$$= \exp(-\min_O \sum (-F(s, d_s, D)(1 - o_s) + \eta(o_s))),$$

第二段替换为

$$\rho_p(d_s, d_t) = \min(\phi(d_s, d_t)(1 - l_{s,t}) + \gamma(l_{s,t})), \quad (7)$$

结合式(5), (6), (7), 我们可以得到简化的

定义于 2 个鲁棒函数上的关于 D 的后验概率为:

$$P(D|I) \propto \prod_s \exp(-\rho_d F(s, d_s, D)) \prod_s \prod_{t \in N(s)} \exp(-\rho_p(d_s, d_t)). \quad (8)$$

这样就使得贝叶斯模型转化为鲁棒函数的计算。

3.3 模型的求解

一般最大后验概率求解往往把最大后验概率问题转换成全局目标能量最小化问题, 而置信传播算法的求解是采用迭代方法计算视场中每点的最大后验概率, 一次迭代将所有点后验概率都计算一遍, 从而使方程得解。置信传播算法首先计算当前点对应的随机变量空间中每个随机值的置信度, 然后用当前点与相邻点之间置信关系(消息)更新这些先验概率的置信度, 最后取置信度最高的随机值为该点的后验概率估计, 以此类推最后计算出视场内所有点的后验概率值, 这样就完成了一次迭代运算。

置信度的计算中用 x_s 描述随机变量 d_s , 由 y_s 描述 x_s 中不同赋值所对应的匹配代价(或置信度)。指定 $X = \{x_s\}$, $Y = \{y_s\}$, 式(8) 就能够以如下形式表达:

$$P(X|Y) = \prod_{s, t: s > t, t \in N(s)} \psi_{st}(s_s, x_t) \prod_s \psi_s(s_s, y_s), \quad (9)$$

式中:

$$\psi_{st}(x_s, x_t) = \exp(-\rho_p(x_s, x_t))$$

$$\psi_s(x_s, y_s) = \exp(-\rho_d(F(s, x_s, D)))$$

$\psi_{st}(x_s, x_t)$ 叫做节点 x_s 和 x_t 之间的兼容矩阵, $\psi_s(x_s, y_s)$ 叫做节点 x_s 的局部证据(Local Evidence)。如果视差范围是 L , $\psi_{st}(x_s, x_t)$ 是一个 $L \times L$ 的矩阵, 而 $\psi_s(x_s, y_s)$ 是 L 长度向量, 因此某点的最大后验概率的计算通过兼容矩阵更新该点不同随机变量的置信度, 以置信度最高的随机值为后验概率值。

当采用:“最大积”算法时, 基本步骤如下:

(1) 以统一分布初始化所有消息

(2) 以迭代的方式更新节点 i 的消息

$$m_{st}^{i+1}(x_t) \leftarrow k \max_{x_s} \psi_{st}(x_s, x_t) m_s^i(x_s) \prod_{x_k \in N(x_s)/x_s} m_{ks}^i(x_s)$$

(3) 选择置信度

$$b_s(x_s) \leftarrow k m_s(x_s) x \prod_{x_k \in N(x_s)} m_{ks}(x_s)$$

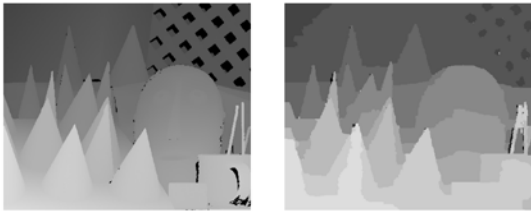
$$x_s^{MAP} = \underset{x_k}{\operatorname{argmax}} b_s(x_k)$$

通过上述计算,当前点的最大概率确定。

图 2 中,给定了 cones 原始图像对和真实的视差图如图 2(c)所示以及 BP 算法得到的视差图如图 2(d)所示。使用上述匹配对,标准最大积 BP 算法在作者计算机上运行时间为 5 025 ms。



(a) Cones 索引视图 (b) Cones 匹配视图
(a) Cones reference image (b) Cones match image



(c) Cones 真实视差图 (d) BP 算法视差图
(c) Cones ground truth (d) Disparity image using BP

图 2 BP 算法计算出的视差图

Fig. 2 Disparity image calculated by BP

3.4 立体匹配快速算法的实现步骤

本文中采用上述算法来对图像对进行匹配,同时在匹配步骤中引入并行处理机制,通过对图像的拆分-并行匹配-重新拼装这几个步骤,利用多核处理器和 OpenMP 多核技术将上述过程并行化,从而提高匹配的速度,算法流程描述如下:

(1)输入图像对:首先输入已经标定并且完成对极校准的图像对,图像对的左图称为索引视图,右图称为匹配视图。

(2)待匹配区域分割:首先对索引视图做 Canny 算子的边缘提取算法,得到图像的边缘信息,将得到的边缘信息进行二值化处理,这样边缘部分像素值为 255,空白区域像素值为 0。在水平方向以视差范围(16)为步进,如果找到空白区域,以该点为种子,以 4 像素宽度为最小增长单位对空白区域使用 FloodFill 算法求得连通区间。垂直方向步进也采用视差范围为步进距离,遍历整

个索引视图。

(3)搜索对应空白区:索引视图中得到的所有空白区域都需要在匹配视图中找到对应区域才能使用。取出索引视图中的某一空白区域,使用它的坐标在匹配视图中找出重叠率最高的空白区域作为匹配区域,确定索引区域和匹配区域。

(4)平滑区域匹配:假设视差不连续的区域都在边缘区域,而被边缘包围的区域内部视差是平滑的。因此在对封闭区域进行匹配时剔除不连续性条件限定,缩小视差范围简化 BP 运算。

(5)非平滑区域匹配:在考虑遮挡和不连续性约束前提下,对封闭区域以外的边缘区域进行匹配,填补完整未匹配区域。同时利用 OpenMP 多核处理库中动态线程分配机制分别对搜索出的图象块进行并行匹配运算。OpenMP 根据处理器的运行状态自动将多个任务在处理器之间进行分配以达到并行运算的目的。

(6)合成视差图:将边缘视差和片段视差合并成完整视差图。整个工作流程描述如图 3 所示。

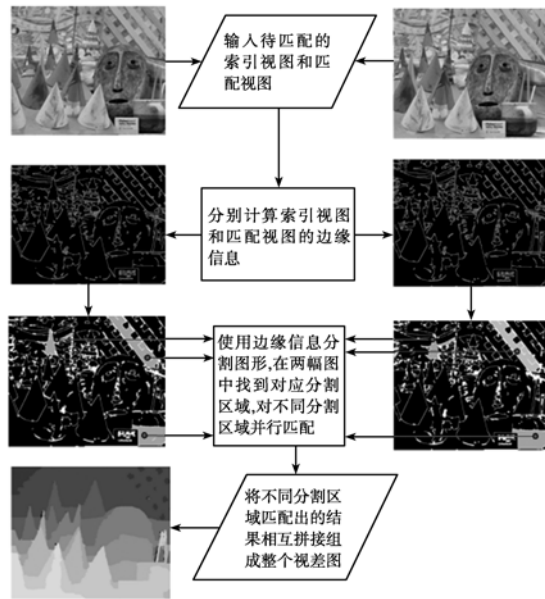


图 3 边缘切割并行匹配流程图

Fig. 3 Scheme of proposed parallel matching algorithm

4 实验结果与分析

针对上述算法流程描述,我们分别使用了 Middlebury 网站提供的的三个人工合成图像对

进行算法验证,该网站提供的图像对已经完成了单幅图像校正和双幅图像的对极校准过程,并且包含了图像对对应的真实视差图。这三组图像对分别是试验(1)Cones 图像对,试验(2)teddy 图像对和试验(3)sawtooth 图像对。图像大小都为 450×375 彩色图像。

为了进行并行计算程序需要进行边缘检测、图像分割和匹配视图的区域搜索,这些前期步骤都是为了并行运算符所做的准备,所以在统计表中已经将这些时间都包括在内。

计算采用的处理器为 Pentium Intel Core i5 CPU 2.7G,采用的计算平台为 VisualStudio 6.0,采用 C++ 语言进行算法的程序设计。

试验中不同算法采用的是相同的视差范围和迭代次数,视差范围为 -16 到 $+16$,迭代次数为 2。对计算出的视差图和真实视差图的每个像素逐个进行比较,2 个像素的值正负误差超过 1.0 的为错配像素,错配率 = 错配像素 / 总像素 $\times 100\%$ 。

试验的结果如表 1 和图 4 所示。根据试验结果,3 个试验 BP 算法总体错配率为 12.1%,本文算法总体错配率为 12.1%。在匹配效果上,2 种算法得到的效果基本相同。在运算时间上,BP 算法在 3 个试验中平均匹配时间 5 840 ms,本文算法平均匹配时间为 1 667 ms,在匹配时间上是 BP 算法的 28.5%,因此本文提出的算法在相同匹配效果的情况下,大大缩短了匹配时间,从而得出本文提出算法在匹配时间上的优势。

表 1 不同试验的匹配错误率和匹配时间

Tab. 1 Match rate result of our experiment

实验	实验(1)	实验(2)	实验(3)
BP 匹配总体错配率/%	11.5	13.5	11.2
BP 算法匹配时间/ms	5 025	6 988	5 507
本文匹配总体错配率/%	11.6	13.3	11.2
本文算法匹配时间/ms	1 587	1 791	1 623

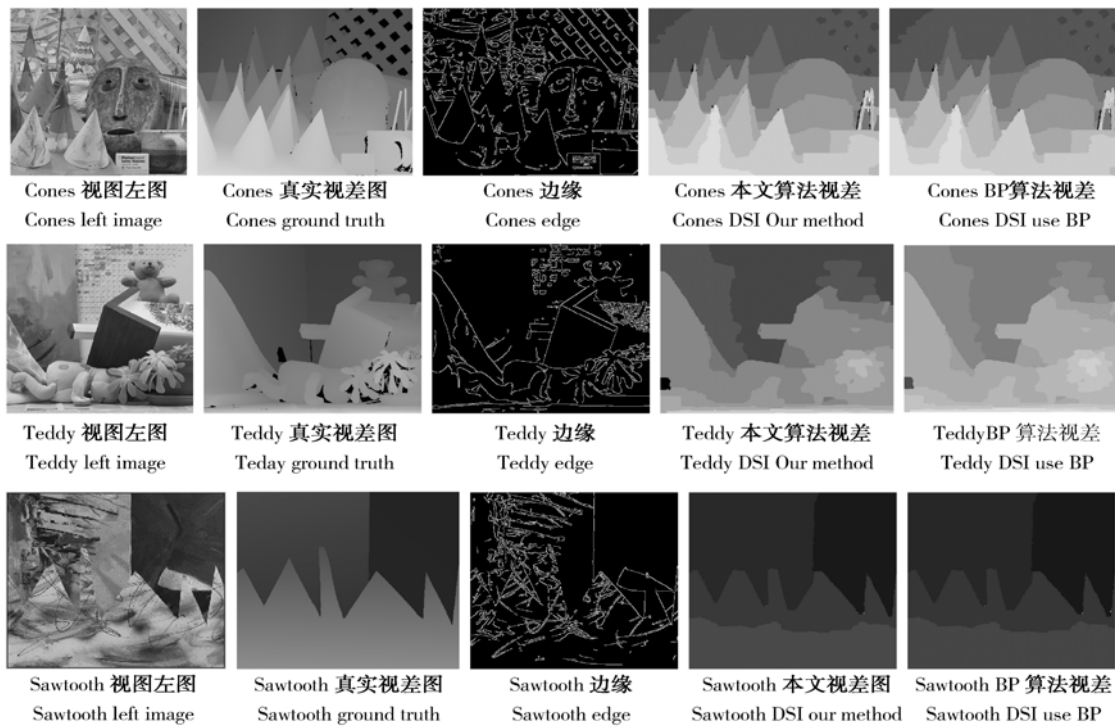


图 4 本文算法得到的实验结果

Fig. 4 Experiment result using fast matching algorithm

5 结 论

本文提出了基于置信传播的改进算法,在保证

匹配精度的前提下大大提高了匹配速度,为高精度致密视差图在实际中的应用提供了进一步的可能。从匹配的执行时间上看,本文提出的快速匹配方法大大缩短了实现时间,这充分体现出并行运算的

优势(本文用电脑 Intel Corei5 为 4 核处理器),如果使用更多核处理器算法速度应该还有所提高。目前多核处理器已经普遍应用在单片机、DSP 等嵌入系统,OpenMP 也增加了对多种嵌入系统的支持,而在设计集成一体化视觉机构时,需要将图像

采集、运动控制和图像处理等工作在一个嵌入系统中实现,工作必须脱离桌面计算机完成,这就给进行视觉处理的嵌入系统带来了巨大负担,而如果使用本文提出的并行算法在嵌入系统中进行实际应用,也能使其运算效率有所提高。

参考文献:

- [1] NALPANTIDIS L, GASTERATOS A. Stereo vision for robotic applications in the presence of non-ideal lighting conditions [J]. *Image and Vision Computing*, 2010,17(2):1172-1180.
- [2] CRANE C D. Development of an integrated sensor system for obstacle detection and terrain evaluation for application to unmanned ground vehicles [J]. *Unmanned Ground Vehicle Technology VII*, 2005, 5084 (10): 156-165.
- [3] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two frame stereo correspondence algorithms [J]. *Int J of Computer Vision*, 2002, 47 (1):42-72.
- [4] CASSISA C. Local vs global energy minimization methods: application to stereo matching[J]. *PIC*, 2010,21(1):4211-4221.
- [5] 王昕,马岩,杨剑,等. 区域立体匹配算法的实现及改进[J]. *光电 精密工程*,2008,16(10):2002-2007. WANG X, MA Y, YANG J, *et al.*. Implementation and improvement of area-based stereo matching algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(10): 2002-2007. (in Chinese)
- [6] 白明,庄严,王伟. 采用多级动态规划实现立体匹配 [J]. *光学 精密工程*,2008,23(7):722-729. BAI M, ZHUANG Y, WANG W. Stereo correspondence using multi-stage dynamic programming [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,23(7):722-729. (in Chinese)
- [7] GUPTA R, CHO S Y. Real-time stereo matching using adaptive binary window[J]. *DPVT*, 2010,28 (2):422-432.
- [8] YOON K J. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 2006, 28(4):650-657.
- [9] SUN J, LI Y, KANG S. Symmetric stereo matching for occlusion handling[C]. *CVPR*, 2005:399-406.
- [10] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, gibbs distribution, and the Bayesian restoration of Images [J]. *IEEE Tans, Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984,6:721-741.
- [11] SWENDSON R H, WANG J. Nonuniversal critical dynamics in Monte Carlo simulation[J]. *Physical Rec. Letters*, 1987,58(2):86-98.
- [12] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIN R. Fast Approximate Energy Minimization Via Graph Cuts [C]. *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, 2001,1:532-539.
- [13] KOLMOGOROV V, ZABIN R. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts [C]. *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, 2001,(5):327-333.
- [14] MIYAZAKI D, MATSUSHITA Y, IKEUCHI K. Interactive shadow removal from a single image using hierarchical graph cut [J]. *ACCV*, 2009, 33 (5):1232-1243.
- [15] SUN J, ZHENG N, SHUM H. Stereo matching using beliefpropagation[C], *ECCV*, 2002: 510.
- [16] YANG Q, WANG L, AHUJA N. *et al.*. A constant-space belief propagation algorithm for stereo matching[J]. *CVPR*, 2010,22(4):465-474.
- [17] 卢阿丽,唐振民. 一种基于自适应窗口和图切割的快速立体匹配算法 [J]. *光学 精密工程*,2009,17 (9):2328-2334. LUA L, TANG ZH M. Fast stereo matching algorithm based on adaptive window and graph cuts [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17 (9): 2328-2334. (in Chinese)
- [18] JUDEA P. Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference[J]. *Morgan Kaufmann Publishers*, 1988,31(1):534-541.
- [19] BLACK M J, RANGARAJAN A. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision [J]. *IJCV*, 1996,19(1):57-91.

作者简介:



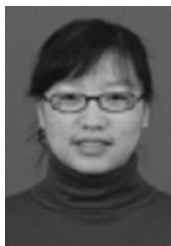
周自维(1974—),男,辽宁鞍山人,博士研究生,1997年于鞍山钢铁学院获学士学位,2005年于辽宁科技大学获硕士学位,主要从事机器人立体视觉导航和路径规、图像处理和识别等方面的研究。E-mail: 381431970@qq.com



赵杰(1968—),男,河北卢龙人,博士,教授,博士生导师,1990年、1993年和1996年于哈尔滨工业大学分别获学士、硕士、博士学位,主要研究方向为多传感器系统集成及控制技术,基于Internet网络的机器人遥控操作技术,Haptic interface及临场感知技术以及自重构模块化机器人技术等方面的研究。E-mail: jzhao@hit.edu.cn



樊继壮(1976—),男,江苏连云港人,博士,2002.03哈尔滨理工大学硕士研究生毕业,2007.12哈尔滨工业大学工程专业博士研究生毕业,哈尔滨工业大学讲师。主要研究领域多足仿生机器人技术等。E-mail: jzFan@hit.edu.cn



刘晓丽(1985—),女,辽宁朝阳人,辽宁科技大学硕士研究生,主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: liuxiaoli234@163.com

● 下期预告

微通道内台阶阀截止过程中毛细流动动态效应分析方法研究

张平^{1,3},徐磊^{1,2},邓永波^{1,2}

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 应用光学国家重点实验室,吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 研究生院,北京 100039 ;3. 中国科学院 苏州生物医学工程技术研究所,江苏 苏州 215163)

为了分析由亲/疏水性不同壁面组成的微通道内,毛细流动的动态效应对台阶阀截止功能的影响,研究了在台阶阀截止过程中,毛细流动动态效应与台阶阀前微通道长度的关系。首先根据毛细被动阀的工作原理和能量守恒原理,得出台阶阀有效截止时,台阶阀前微通道临界长度的计算公式。然后通过数值仿真得到临界长度所对应的计算长度,当台阶阀前微通道实际长度大于等于计算长度时,台阶阀就能有效截止。用聚二甲基硅氧烷(PDMS)和玻璃为材料键合制作微流控芯片,在三面疏水和一面亲水的矩形微通道内进行台阶阀截止实验。对于深度为 $40\ \mu\text{m}$,宽度为 $200\sim 400\ \mu\text{m}$ 的系列微通道,台阶阀前微通道的计算长度为 $4.5316\sim 10.081\ \mu\text{m}$,在台阶阀前微通道实际长度为 $10\sim 2000\ \mu\text{m}$ 的微流控芯片内进行台阶阀截止实验。实验表明,即使台阶阀前微通道实际长度为 $10\ \mu\text{m}$,台阶阀也能有效截止毛细流动。因此,在微通道内台阶阀截止过程中毛细流动的动态效应可以忽略。