

结合图像梯度和亮度的并行信任传播算法

何俊学, 李战明

(兰州理工大学 电信学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 对立体匹配问题建立马尔可夫随机场模型, 使用并行的多尺度信任传播算法求解马尔可夫随机场的能量最小化问题. 在传统串行算法基础上利用 CUDA 技术实现了并行计算, 并结合图像的梯度和亮度信息计算能量函数的数据项, 平滑项采用两个相邻像素视差的绝对差度量. 以标准的 Middlebury 立体数据集做为输入, 实验结果表明: 算法具有很好的实时性能, 运行时间远小于传统的串行算法, 深度图结果较优.

关键词: 计算机视觉; 立体匹配; 马尔可夫随机场; 信任传播; 并行计算

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)09-0070-03

Parallel Belief Propagation Algorithm Conjugating Gradient and Intensity

HE Jun-xue, LI Zhan-ming

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Stereo matching is critical technology in vision measurement. MRF models are established to do with stereo problem. A parallel multi-scale belief propagation algorithm is used for MRF energy minimization and generating disparity map. Parallel algorithm is implemented based on traditional sequential algorithm with CUDA technology. In energy function, data term is conjugated with Gradient and intensity of images, smooth term is measured with the absolute difference of disparities between two adjacent pixels. With standard Middlebury stereo data sets as input, experiments show that the proposed algorithm has good real-time performance, running time is much less than the traditional sequential algorithm and the generated disparity map is excellent.

Key words: computer vision; stereo matching; Markov random field; belief propagation; parallel computing

1 引言

立体匹配是视觉测量的关键技术. 大多数立体匹配算法具有四个基本步骤: 匹配成本计算; 匹配成本聚合; 视差优化; 视差求精. 很多局部性方法^[1]不能获得令人满意的结果, 人们逐渐将目光集中到全局性方法^[2-3]. 其中, 使用马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)模型和信任传播算法^[4] (Belief Propagation, BP)求解立体匹配问题显示了良好的性能.

然而, BP 算法具有较高的计算复杂度. 文献^[4]引入了一种图像层次结构, 对 BP 算法进行了加速.

文中在此基础上, 考虑到图像梯度对视差估计的影响, 在数据项中增加对图像梯度的测度, 以产生对亮度和视角变化较有健壮性的视差图, 并利用 CUDA 并行计算技术对算法进行了实现, 使 BP 立体匹配算法具有实时性能.

2 MRF 能量模型

将立体匹配问题定义为 MRF 模型, 能量函数主要由数据项和平滑项两部分组成:

$$E(d) = \sum_{i \in P} D(d_i) + \lambda \sum_{(i,j) \in N} S(d_i, d_j) \quad (1)$$

其中, λ 为平滑项相对权重, $D(d_i)$ 为数据项, $S(d_i, d_j)$ 为平滑项, $i = (x_i, y_i)$, $j = (x_j, y_j)$ 为像素, d_i

为对应于像素 i 的视差. 最小化以上能量函数对应于被适当定义的马尔科夫随机场最大后验概率估计问题^[5].

BP 算法 MRF 上进行迭代的消息传播. BP 算法的消息传播模式如图 1 所示, 图 1(a) 表示在第 t 次迭代时从 p 传入 q 的消息由在第 $t-1$ 次迭代时从 r, s, u 传入 p 的消息组成. 图 1(b) 表示节点 p 收集所有来自邻像素的消息并选出最佳消息.

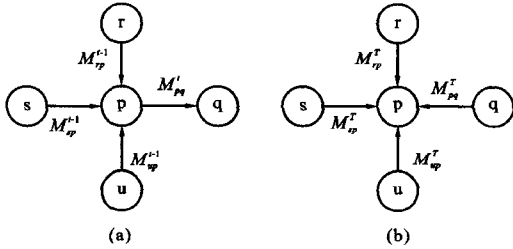


图 1 BP 算法的消息传播模式

在第 t 次迭代时, 每一个节点 p 传送一个 $|L|$ 维的消息 $M_{p \rightarrow q}^t$ 到其邻节点 q , 消息中的每个实体表示为 $M_{p \rightarrow q}^t(f)$:

$$M_{p \rightarrow q}^t(f_q) = \min_{f_p} \{ S(f_p, f_q) + D_p(f_p) + \sum_{s \in N(p) \setminus q} M_{s \rightarrow p}^{t-1}(f_p) \} \quad (2)$$

其中, L 是所有标记的集合, $|L|$ 是标记的数目. $N(p)$ 为 p 的邻节点, $M_{p \rightarrow q}^t(f_q)$ 代表将标记 f_q 赋予 q 的评价, 节点 p 首先扫描所有标记 f_p , 然后选择最优的标记 f 赋予 q , 决策基于如下三项: (1) f_p 与 f_q 之间的平滑成本 $S(f_p, f_q)$; (2) 将 f_p 赋予 p 自身的数据成本 $D_p(f_p)$; (3) 来自邻节点的评价 $\sum_{s \in N(p) \setminus q} M_{s \rightarrow p}^{t-1}(f_p)$. 迭代 T 次后, 每个节点的信任度向量为:

$$b_q(f_q) = D_q(f_q) + \sum_{p \in N_p} M_{p \rightarrow q}^T(f_q) \quad (3)$$

3 结合图像梯度和亮度的实时 BP 算法

3.1 算法原理

BP 算法是一个全局优化方法, 具有易于使用硬件平台实现的优点, 这是因为: (1) 在进行消息传播时, 每个节点可以独立操作; (2) 仅使用简单操作例如加法和比较运算; (3) 内存访问具有规律性. 因而 BP 算法可以利用计算统一设备架构 (Compute Unified Device Architecture, CUDA)^[6] 技术高度并行化, 从而极大提高其实时性能. CUDA 构建在一个可伸缩的多线程流处理器 (Streaming Multiprocessors, SM) 之上. 当主机 CPU 上的

CUDA 程序调用内核网格时, 网格的块将被枚举并分发到具有可用执行容量的多处理器上. 一个线程块的线程在一个多处理器上并发执行. 在线程块终止时, 将在空闲多处理器上启动新块. 对用户而言, CUDA 由一系列并行工作的线程组成. 为了管理运行各种不同程序的数百个线程, 多处理器利用了一种称为 SIMT (单指令、多线程) 的新架构. 计算任务按一定法则分解为多个线程.

考虑到图像梯度对视差估计的影响, 在能量函数的数据项中增加对图像梯度的测度, 以产生对亮度和视角变化较有健壮性的深度图. 将视差 d 赋予像素 (x, y) 的数据成本定义为:

$$D(x, y, d) = \omega_I * D_I(x, y, d) + \omega_G * D_{GRA}(x, y, d) \quad (4)$$

其中, $D_I(x, y, d)$ 定义为亮度的绝对差:

$$D_I(x, y, d) = |I_l(x, y) - I_r(x - d, y)| \quad (5)$$

为了使视差对亮度和角度变化更具有健壮性, 将 $D_{GRA}(x, y, d)$ 定义为 x 和 y 方向梯度差的平方和:

$$D_{GRA}(x, y, d) = (\nabla_x I_l(x, y) - \nabla_x I_r(x - d, y))^2 + (\nabla_y I_l(x, y) - \nabla_y I_r(x - d, y))^2 \quad (6)$$

ω_I 和 ω_G 分别是数据项 $D_I(x, y, d)$ 和 $D_{GRA}(x, y, d)$ 的相对权重. 平滑项采用截尾线性模型 (truncated linear model):

$$S(d_i, d_j) = \min(C |f_p - f_q|, \text{DISC_K}) \quad (7)$$

其中, C 为平滑项增长率, DISC_K 为上限, 以控制平滑项在物体边界可以停下来.

3.2 算法步骤

文中采用 CUDA 并行计算技术, 实现了立体匹配的并行 BP 算法, 为了使视差图对亮度和视角变化较有健壮性, 考虑了图像梯度对视差估计的影响. 令视差区间为 $[d_{\min}, d_{\max}]$, 视差空间尺度为 $NR = d_{\max} - d_{\min}$, BP 算法迭代次数为 ITER, 图像金字塔阶数为 LEVELS, CUDA 设备线程块尺寸 BLOCKSIZ 设为 16.

考虑图像梯度和亮度的实时 BP 算法步骤为:

(1) 初始化, 在 GPU 上为立体图像对分配全局内存, 数据成本及消息置 0;

(2) 将左右图像载入主机内存, 为了便于并行计算, 将图像尺寸伸缩为 640×480 ; 为了降噪和去除光照变化影响, 首先使用高斯滤波器 ($\sigma = 0.8$) 对图像进行预处理, 然后将数据全部载入 GPU;

(3) 根据公式 (4) 计算像素 $p(x, y)$ 的数据成本 $d(x, y, d)$, 即 0 阶的数据成本 D_0 ;

① 根据公式(5) 计算图像的亮度差;

② 根据公式(6) 计算图像梯度;

(4) 并行计算数据成本 D_0 的图像金字塔 $D_1 \cdots D_{\text{LEVELS}}$;

(5) 在 $\text{LEVELS}-1 \cdots 0$ 阶上进行 BP 计算. 将平滑成本看作以 DISK_K 为限的两个视差之间的差, 采用截尾线性模型(truncated linear model), m_d 为视差 d 的消息, 对于 $0 \cdots \text{ITER}$, 消息 m 可用如下算法计算:

① 初始化, 每个视差 d 的消息 m_d 为收到的消息与自身的数据成本之和, 对于 $d = 0, \cdots \text{NR}-1$, 记 $m_{d \min} = \min(m_d)$;

② 根据公式(2) 和(7), 分两个阶段更新 m :

对于 $d = 1, \cdots \text{NR}-1$, $m_d = \min(m_d, m_{d-1} + C)$

对于 $d = \text{NR}-2, \cdots 0$, $m_d = \min(m_d, m_{d+1} + C)$

③ 截尾, 对于 $d = 0, \cdots \text{NR}-1$, $m_d = \min(m_d, m_{d \min} + \text{DISK_K})$;

④ 标准化, 对于 $d = 0, \cdots \text{NR}-1$, 使得 $\sum m_d = 1$.

(6) 根据公式(3) 计算信任度(belief);

(7) 生成最小信任度对应的视差即视差图, 并采用内插法使视差达到子像素精度;

(8) 将视差图由 GPU 下载至主机内存.

4 实验

在 Linux 平台上用 C++ 语言实现了基于 GPU 硬件加速的并行 Belief Propagation 算法, 并在数据项中考虑了图像梯度对视差估计的影响, 实验数据集采用 Middlebury 标准立体图像对^[7], 表 1 为立体图像对生成视差图所用时间比较. 表 2 为立体图像对匹配误差, 非遮挡区指除去发生遮挡的区域, 非连续区包括相邻像素的视差不连续的区域, 一般在图像边缘附近. 由于在执行 BP 算法的时候, CPU 串行算法和并行算法均采用了相同的参数, 所以两种算法的匹配误差是相同的.

表 1 视差图生成时间比较

图像	CPU 串行算法 ^[8] /秒	文中算法/秒
Tsukuba	56	1.01
Venus	230	1.03
Teddy	310	1.12
Cones	260	1.08

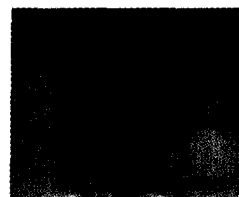
表 2 匹配误差评估

图像	非遮挡区	全局	非连续区
Tsukuba	4.12	6.26	21.5
Venus	2.14	3.09	21.8
Teddy	10.6	19.4	29.1
Cones	6.82	15.3	17.8

图 2 为结合图像梯度和亮度的并行 BP 算法生成的 teddy 的视差图. 为了便于并行计算, 统一将图像尺寸伸缩为 640×480 . 实验所采用的主机为 Intel Core2 Duo 2.13GHz, 内存为 2GB, Linux-2.6.29 环境, CUDA 设备为 GeForce 9600MGS GPU, 具有 4 个多处理器, 32 个核. 可以看出, 结合图像梯度和亮度的并行 BP 算法生成一幅视差图的运算时间约 1 秒, 运行时间远远小于 CPU 串行算法^[8], 可见并行 BP 算法具有良好的实时性能.



(a) Teddy



(b) 文中算法

图 2 结合图像梯度和亮度生成的视差图

5 结束语

根据以上讨论, 结合图像梯度和亮度的并行 BP 立体匹配算法增强了算法的健壮性, 能获得较好的立体匹配结果, 进而生成较高精度的视差图; 另外一方面, CUDA 并行计算技术可以大幅度提高立体匹配算法的实时性能. 并行 BP 立体匹配算法由于其良好的实时性能, 具有较大的工程应用价值.

参考文献:

- [1] Kanade T, Okutomi M. A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(9):920-932.
- [2] 黄江波. 一种自适应遗传算法及其应用[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(9):193-196.
- [3] 黄华, 张小锋, 江泽涛. 一种双目视觉的匹配模板优化方法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(3):13-17.
- [4] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient belief propagation for early vision[J]. IJCV, 2006, 70(1):41-54.

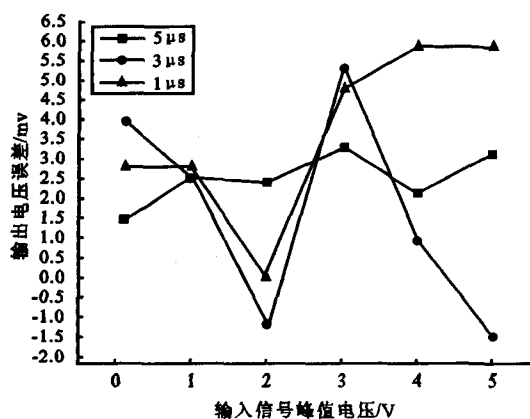


图7 输出误差曲线

4 结束语

通过仿真验证了文中设计的峰值检测保持电路可以精确探测电压范围 0~5V, 脉冲宽度 1~5 μ s 的准高斯信号的峰值电压, 误差控制在 6mV 以内。甄别电路也大大提高了整个检测电路的可靠性, 避免了噪声以及伪峰值对检测结果的干扰。可以应用于核辐射探测对 α 射线、 γ 射线的探测电路中。

参考文献:

- [1] Khoury J M. On the design of constant settling time AGC circuits[J]. IEEE Trans Circuits and System-II: Analog and Digital Signal Processing, 1998, 45(3):283.
- [2] Lee T H. The design of CMOS radio-frequency inte-

grated circuits second edition[M]. 2nd ed. Cambridge, ENG: Cambridge University Press, 2004:630.

- [3] Scuderi A, La Paglia L, Carrara F, et al. A VSWR-protected silicon bipolar RF power amplifier with soft-slope power control[J]. IEEE Solid-State Circuits, 2005, 40(3):611-621.
- [4] 钟念民, 黎正根. 基于 LPC2134 的多道脉冲幅度分析器设计[J]. 电子元器件应用, 2009, 11(11):20-24.
- [5] Geronimo G D, O'Connor P, Kandasamy A. Analog CMOS peak detect and hold circuits. Part 1. Analysis of the classical configuration[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A, 2002, 484(1/3):533-543.
- [6] Caccic S, Bertuccio G. A 60 μ W high linearity CMOS peak-stretcher/discriminator[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2007, 54(3):538-540.
- [7] Kruiskamp M W, Leenaerts D M W. A CMOS peak detect sample and hold circuit[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1994, 54(1):295-298.

作者简介:

高松松 男, 博士研究生. 研究方向为集成电路设计.

王颖 男, 教授. 研究方向为微传感器信号处理及其专用集成电路设计.

刘云涛 男, 讲师. 研究方向为模拟集成电路设计.

李婷 女, 硕士研究生. 研究方向为专用集成电路设计.

高嵩 男, 硕士研究生. 研究方向为专用集成电路设计.

(上接第 72 页)

- [5] 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.
- [6] NVIDIA. NVIDIA CUDA C programming guide version 3.2[EB/OL]. [2010-11-9]. <http://www.nvidia.com/object/cuda>.
- [7] Scharstein D, Szeliski R. A Taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. Int'l J. Computer Vision, 2002, 47(1/3):7-42.

- [8] Szeliski R, Zabih R, Scharstein D, et al. A comparative study of energy minimization methods for markov random fields[J]. IEEE Trans. PAMI, 2008, 30(6):1068-1080.

作者简介:

何俊学 男, (1972-), 博士研究生, 工程师. 研究方向为智能信息处理与模式识别、计算机视觉、三维重建.

李战明 男, (1962-), 博士生导师, 教授. 研究方向为计算机控制系统的理论与工程、智能信息处理与模式识别.