

物体外形非接触式提取中的综合立体匹配方法^{*}

熊银根 张光昭

(中山大学无线电电子学系, 广州 510275)

摘 要 提出了一种用于物体外形非接触式提取的综合立体匹配方法, 该方法综合了基于面积的立体匹配过程和基于特征的立体匹配过程, 能充分利用它们各自的优点, 既能产生致密视差图, 又能获得不连续处的准确匹配, 解决了物体外形非接触式提取中的关键性的问题. 实验结果以及实际应用都收到了很好的效果.

关键词 计算机视觉, 立体匹配, 立体象对, 三维重建, 外形提取

分类号 TP 205

利用立体视觉获取物体形状是在不同的位置对物体拍摄两张或两张以上的照片组成立体象对, 从这立体象对中提取出物体的三维信息, 从而获取物体的形状, 在此过程中, 最关键然而又是最困难的一步是立体象对的匹配. 虽然, 人们对此作了大量的研究, 但可以说, 立体匹配至今仍然存着很多难以解决的问题.

基于面积的立体匹配^[1-3]过程和基于特征的立体匹配^[4-6]过程具有其各自的优缺点, 单独使用时存在着很多不足. 本文为了满足物体外形非接触式提取的需要, 提出了一种综合立体匹配方法, 该方法充分利用基于面积和基于特征立体匹配方法的优点, 克服它们各自的不足, 它既能对物体表面连续处进行匹配, 产生致密视差图, 又能对表面不连续处进行准确匹配, 获得完整的表面视差图, 利用所获得的表面视差图, 可以重建出完整的物体三维外形. 通过实验和应用研究表明, 本文所提出的综合立体匹配方法完全能满足物体外形非接触式提取的要求, 对机器人视觉、人工智能都具有很重要的参考价值.

1 综合立体匹配的总过程

图 1 为综合匹配过程的流程图, 首先对输入的原始倾斜立体象对进行几何校正, 使其核线平行于摄象基线, 并且立体象对中两幅图象的同名核线共线, 调整图象的核线与屏幕的光栅扫描线一致, 这样就得到立体象对的共线图象, 接下来就是进行初始匹配, 包括基于面积的立体匹配过程和基于特征的立体匹配过程. 初始匹配过程是用来产生初始视差图的, 利用基于特征的立体匹配过程来匹配立体象对中特殊点和边缘, 从而得到一些稀疏点的视差. 利用基于面积的立体匹配过程, 由计算匹配区域的局部变化和互相关性来产生可

^{*} 广东省博士后基金资助项目

收稿日期: 1997-11-19 熊银根, 男, 35岁, 副教授

匹配区域的致密视差图. 在有必要时, 利用所求得的这些视差作为“种子”进行插值, 从而获得整个需要匹配区域的初始视差估计. 初始视差图获得后, 利用自适应窗对各点的视差进行迭代计算, 获得比初始视差图更精确的整个所需要匹配区域的视差图. 把由基于特征立体匹配所得的结果与利用自适应窗匹配所得的结果结合起来进行综合立体匹配过程, 如果所得的结果满足精度要求, 则获得最后的立体匹配结果, 否则把这个结果作为初始视差, 重复上述过程.

2 基于特征的立体匹配过程

基于特征的立体匹配过程, 首先必须提取图象的特征, 这里采用过零点作为匹配特征. 过零点由图象与高斯-拉普拉斯算子 (LOG) 卷积来获得. 二维高斯分布函数为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-r^2/2\sigma^2} \quad (1)$$

其中, $r^2 = x^2 + y^2$, σ 为高斯标准差, 它代表平滑的程度, σ 越大, 平滑性越好, σ 越小, 定位精度越高. LOG 算子为 $\nabla^2 G(x, y) = (\partial^2 / \partial x^2) G(x, y) + (\partial^2 / \partial y^2) G(x, y)$, 即有

$$\nabla^2 G(x, y) = (r^2 - 2\sigma^2) e^{-r^2/2\sigma^2} / 2\pi \sigma^4 \quad (2)$$

在实际使用时, 采用它的离散形式

$$\nabla^2 G(i, j) = T(r^2 - 2\sigma^2) e^{-r^2/2\sigma^2} \quad (-M \leq i \leq M, -M \leq j \leq M) \quad (3)$$

式中, T 为比例因子; M 为滤波范围 (半径).

为了提供足够光滑, 尽量减少噪声和减小轮廓线的密度, 建议 M 取为 5.1σ , 而 σ 取为

4. 图象 $f[i, j]$ 与高斯-拉普拉斯算子求卷积的离散形式为

$$v[i, j] = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M \nabla^2 G[m, n] f[i-m, j-n] \quad (0 \leq i < N, 0 \leq j < N) \quad (4)$$

求卷积之后, 可以检测过零点, 从而获得该图象的边缘图.

$$c[i, j] = \begin{cases} 1 & \text{当 } v[i, j] > 0, \text{ 且 } v[i, j-1] < 0 \text{ 或 } v[i, j+1] < 0 \text{ 或} \\ & v[i-1, j] < 0 \text{ 或 } v[i+1, j] < 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

$(0 \leq i < N, 0 \leq j < N)$

在搜索过零点时, 边界必须作特殊情况对待. 基于特征的立体匹配过程流程图如图 2 所示.

3 基于面积的立体匹配过程

基于特征的立体匹配过程只是对图象的一些特征进行了匹配, 获得了稀疏视差图. 而对所要求的物体外形来说, 还要求出其表面形状, 因此还必须对表面上其它的点进行立体

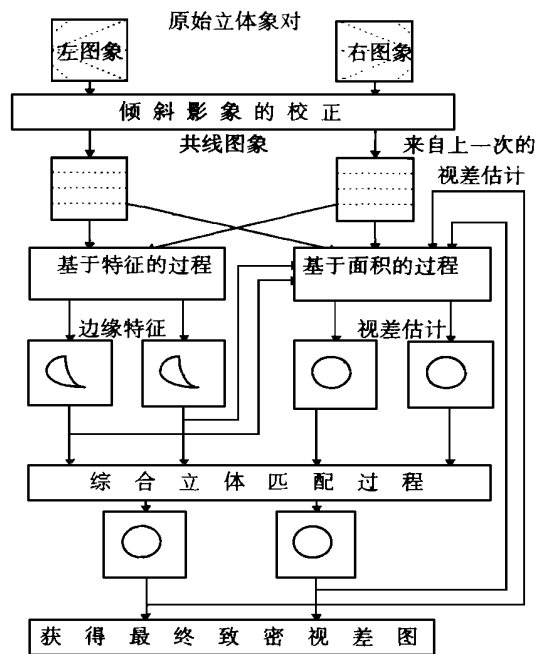


图 1 综合立体匹配系统流程图

Fig. 1 Integrated stereo matching system

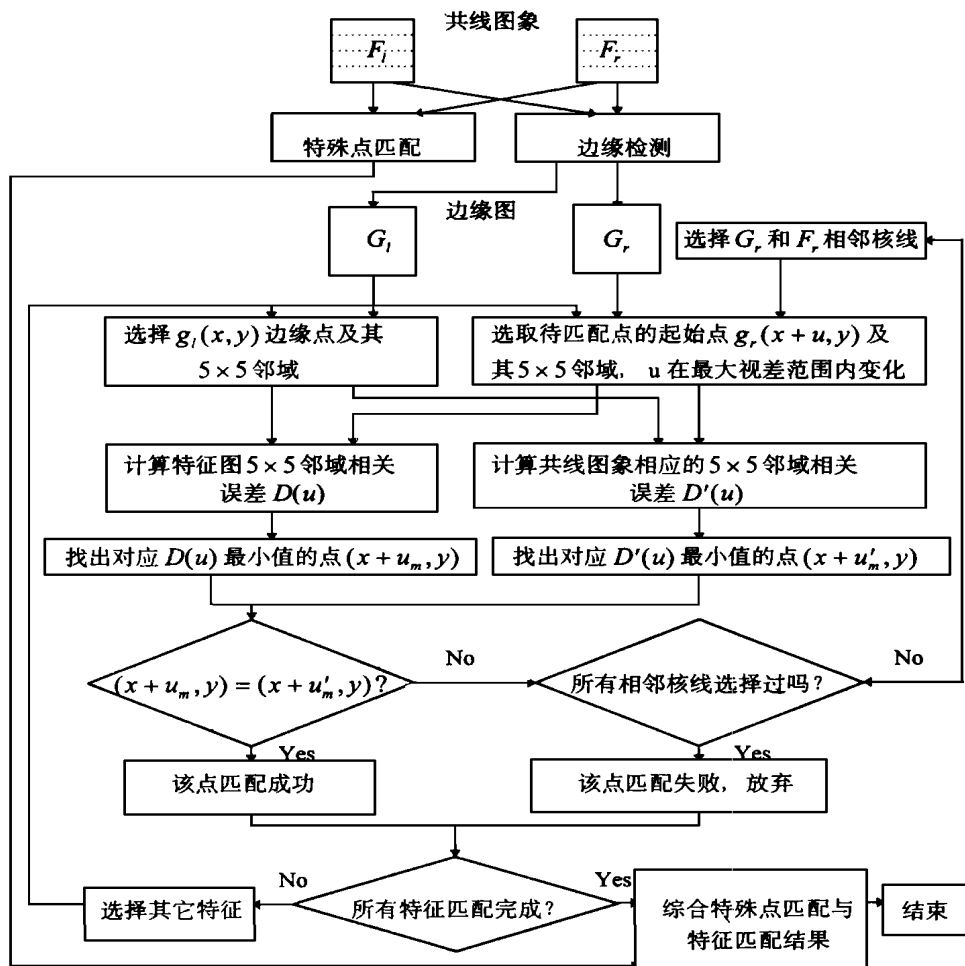


图 2 基于特征的立体匹配过程流程图

Fig. 2 Feature based stereo matching system

匹配, 必须采用基于面积的立体匹配过程来产生致密视差图.

3.1 初始视差估计

综合立体匹配系统为从粗到精的迭代系统, 对初始视差估计的要求并不高, 因此, 这里采用如下方法来获得. 对于图象中的物体的每一个表面, 由于基于特征的立体匹配过程对特殊点、边缘进行了匹配, 求出了相应的视差, 利用这些已知点的视差作为“种子”, 加上连续性、光滑性约束, 对每一个连续表面分别进行视差插值, 求出各点的视差, 从而得到初始视差图.

3.2 用自适应窗计算视差

初始视差估计获得之后, 接下来就可以利用自适应窗来更精确地计算各点的视差, 从而使得各点的匹配更准确. 利用自适应窗计算各点视差的算法是在所建立的视差不确定性统计模型的基础上进行立体匹配, 用迭代方式求出各点的视差.

3.2.1 立体匹配模型的建立 设立体象对为 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$, 由于它们是共线图象, 核线与摄象基线平行, 且与 x 轴方向一致, 故仅有 x 方向的视差, 在 y 方向没有视差. 设 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 来自相同的强度函数, 视差函数为 $d_r(x, y)$, 则 $f_1(x, y)$ 与 $f_2(x, y)$ 之间的关系为

$$f_1(x, y) = f_2(x + d_r(x, y), y) + n(x, y) \quad (6)$$

式中, $n(x, y)$ 为高斯白噪声, 且 $n(x, y) \sim N(0, 2\epsilon_n^2)$, ϵ_n^2 为每幅图象噪声方差.

假设需要计算的是在 $(x, y) = (0, 0)$ 点的视差, 取一个窗 $W = \{(a, Z)\}$, 放置在两幅图象相应位置, 即中心在图象的 $f_1(x, y) = (0, 0)$ 点处, 及在图象 $f_2(x, y)$ 的 $(d_r(0, 0), Z)$ 点处, $f_1(x, y)$ 在窗口中点 (a, Z) 的值为 $f_1(a, Z)$, 而 $f_2(x, y)$ 的值为 $f_2(a - d_r(0, 0), Z)$. 在通常情况下, 窗口中各点 (a, Z) 的视差是不相等的, 即 $d_r(a, Z)$ 不是常数. 将 $f_2(a - d_r(a, Z), Z)$ 在 $(a - d_r(0, 0), Z)$ 处展开, 并且 $n(x, y) \sim N(0, 2\epsilon_n^2)$, 则可以得出在窗口中点 (a, Z) 处, f_1 与 f_2 之间的强度差别近似为

$$f_1(a, Z) - f_2(a - d_r(0, 0), Z) \approx (d_r(a, Z) - d_r(0, 0)) \frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_r(0, 0), Z) + n(a, Z) \quad (7)$$

引入窗口中视差 $d_r(a, Z)$ 的统计模型

$$d_r(a, Z) - d_r(0, 0) \sim N(0, \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}) \quad (8)$$

式中, \mathbb{T} 表示窗口中视差起伏程度的常数.

根据上述模型, 可以建立强度差别的统计分布模型, 把式 (8) 的右边记为 $n_s(a, Z)$, 下面来计算 $n_s(a, Z)$ 的数学期望和方差

$$E[n_s(a, Z)] = E[d_r(a, Z) - d_r(0, 0)] E\left[\frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_r(0, 0), Z)\right] + E[n(a, Z)] = 0$$

$$E[(n_s(a, Z))^2] = E[(d_r(a, Z) - d_r(0, 0))^2] E\left[\left[\frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_r(0, 0), Z)\right]^2\right] +$$

$$E[(n(a, Z))^2] = 2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}$$

$$\text{即有 } E[n_s(a, Z)] = 0, E[(n_s(a, Z))^2] = 2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z} \quad (9)$$

$$\text{式中, } \mathbb{T} = E\left[\left[\frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_r(0, 0), Z)\right]^2\right]$$

可以看出, $n_s(a, Z)$ 是高斯白噪声, 并且近似为具有上述平均值和方差的高斯分布, 即

$$n_s(a, Z) \approx f_1(a, Z) - f_2(a - d_r(0, 0), Z) \sim N(0, 2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}) \quad (10)$$

3.2.2 估计视差及其不确定性 下面给出如何在前面所建立的模型的基础上估计视差和它的不确定性. 设 $d_0(x, y)$ 为视差的 $d_r(x, y)$ 初始估计, 对式 (10) 进行 Taylor 展开, 则

$$n_s(a, Z) \approx f_1(a, Z) - f_2(a - d_0(0, 0), Z) - \Delta d \frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_0(0, 0), Z) \quad (11)$$

$$\frac{f_1(a, Z) - f_2(a - d_0(0, 0), Z) - \Delta d \frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_0(0, 0), Z)}{2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}} \approx$$

$$n_s(a, Z) / \sqrt{2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}} = m(a, Z) \quad (12)$$

式中 Δd 为视差增量, 设

$$h(a, Z) = \frac{f_1(a, Z) - f_2(a - d_0(0, 0), Z)}{2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}}; \quad h_r(a, Z) = \frac{\frac{\partial}{\partial a} f_2(a - d_0(0, 0), Z)}{2\epsilon_n^2 + \mathbb{T} \mathbb{T} \overline{a^2 + Z}} \quad (13)$$

根据式 (12), 把窗口内点 (a, Z_j) 处的 h_1, h_2 作为样本, 定义 a_{ij} 为

$$a_{ij} = h(a, Z_j) - \Delta d h(a, Z_j) \approx n(a, Z_j) \quad (14)$$

密度函数 a_{ij} 对给定的 Δd 的条件概率为

$$p(a_{ij} | \Delta d) = \exp[-(h(a, Z_j) - \Delta d h(a, Z_j))^2 / 2] / \sqrt{\pi} \quad (15)$$

由于 a_{ij} 是绝对独立的, 则有

$$p(a_{ij}(i, j \in W) | \Delta d) = \prod_{i, j \in W} p(a_{ij} | \Delta d) \quad (16)$$

式中, $p(a_{ij}(i, j \in W) | \Delta d)$ 为对窗口内所有点的条件联合概率. 用 Bayes 定理, 则

$$p(\Delta d | a_{ij}(i, j \in W)) = \frac{p(a_{ij}(i, j \in W) | \Delta d) p(\Delta d)}{\int_{-\infty}^{\infty} p(a_{ij}(i, j \in W) | \Delta d) p(\Delta d) d(\Delta d)} \quad (17)$$

假设 Δd 没有先验信息 (即 $p(\Delta d) = \text{常数}$), 将式 (15) 代入式 (17) 得

$$p(\Delta d | a_{ij}(i, j \in W)) = \exp[-(\Delta d - \hat{\Delta d})^2 / 2\hat{\sigma}_d^2] / \sqrt{2\pi\hat{\sigma}_d^2} \quad (18)$$

式中, $\hat{\Delta d} = \sum_{i, j \in W} (h(a, Z_j) h(a, Z_j)) / \sum_{i, j \in W} (h(a, Z_j))^2$; $\hat{\sigma}_d^2 = 1 / \sum_{i, j \in W} (h(a, Z_j))^2$. 根据上述模型, 可以构造自适应窗计算视差的算法.

4 实验及其结果分析

为了检验本文所提出的综合立体匹配方法的正确性、可靠性和实用性, 这里利用真实物体图象进行实际应用. 场景中有大小不同的两个齿轮, 用摄像机直接对其摄取图象, 并且组成立体象对如图 3a, b 所示. 利用本文所提出的综合立体匹配方法对其进行立体匹配, 其中包括基于特征的立体匹配过程, 基于面积的立体匹配过程和综合立体匹配过程, 通过综合立体匹配后, 可以获两幅图之间的对应关系, 利用立体匹配所得的结果, 可以重建出零件的三维外形, 图 3c 给出了对两齿轮外形表面重建后的结果.

图 3 两个齿轮的立体象对 (a, b) 和重建后的形状 (c)

Fig. 3 Stereo image pair of two gears (a, b) and 3D reconstruction (c)

从三维重建的结果可以看出, 两个齿轮的外形表面都得到了很好恢复, 这表明, 在视觉场景中同时存在多个零件的情况下, 综合立体匹配方法也能进行很好的匹配, 从这个实例表明本文所提出的综合立体匹配方法是正确可靠的, 所得的结果能应用在三维物体外形的非接触式提取中.

5 结 论

本文为了满足物体外形非接触式提取的需要, 提出了一种综合立体匹配方法, 该方法把基于特征的立体匹配过程和基于面积的立体匹配过程综合成一体, 能充分发挥它们的优

点, 克服其不足, 既能产生表面连续处的致密视差图, 又能对表面不连续处进行准确匹配. 采用自适应窗对表面视差进行迭代计算, 利用一个从粗到精的过程, 从而获得物体表面完整的视差图, 达到准确匹配的目的, 利用立体匹配结果, 可以重建物体的三维外形表面. 本文对所提出的方法进行了实验验证和应用研究, 无论是对合成图象还是对实际物体图象都收到了很好的效果, 证明了该方法是正确的, 能满足物体三维外形非接触式提取的要求.

参 考 文 献

- 1 Moi K, Kidode M, Asada H. An iterative prediction and correction method for automatic stereo comparison. *Computer Graphics and Image Processing*, 1973 (2): 393~ 401
- 2 Steven D. Cochran and Gerard medioni, 3D surface description from binocular stereo. *IEEE Trans on PAMI*, 1992, 14 (10): 981~ 994
- 3 Quam L. Hierarchical warp stereo. In *Proc. DARPA, image understanding workshop*. New Orleans, 1984. 149~ 155
- 4 Medioni G, Nevatia R. Segment-based stereo matching. *Comput Vision Graphics Image Processing*, 1985, 31: 2~ 18
- 5 Minoru I, Akira I. Three-view stereo analysis. *IEEE Trans on PAMI*, 1986, PAMI-8 (4): 524 ~ 532
- 6 Hoff W, Ahuja N. Surface from stereo integrating feature matching, disparity estimation, and contour detection. *IEEE Trans Patt Anal Machine Intell*, 1989, 11 (2): 121~ 136
- 7 Xiong Y G, Qiao X, Dezhong W. The measurement and three dimensional reconstruction for aircraft using image processing techniques. *Trans of NUAA*, 1993, 10 (1): 216~ 219

Integrated Stereo Matching in Non-Contact Extraction for Object Configuration

*Xiong Yingen** *Zhang Guangzhao*

Abstract An integrated stereo matching method in non-contact extraction for object configuration is presented. Unlike most stereo matching approaches, this method integrates area-based and feature-based primitives, which takes the advantages of the uniqueness of each of the previous. The method provides both the precise sparse disparity map and accurate location of discontinuities, and the dense disparity map for continuous surface. The key problems in non-contact extraction for object configuration can be solved. Good results are obtained in the applications for synthetic image and real object.

Keywords computer vision, stereo matching, stereo image pair, 3D reconstruction, extraction configuration

* Department of Radio and Electronics, Zhongshan University, Guangzhou 510275, China