doi: 10.3788/lop47.051501

医用光学中基于局部特征的高效稳健立体匹配算法

刘天亮^{1,2} 罗立民¹

¹东南大学影像科学与技术实验室,江苏南京210096

、²南京邮电大学通信与信息工程学院江苏省图像处理与图像通信重点实验室,江苏南京210003,

摘要 医用光学中为快速消除双目立体匹配歧义,提出一种基于局部特征、稳健高效的两步立体匹配方法。用局部二进制 模板/对比度(LBP/C)纹理分析描述图像纹理并构造初始匹配成本;仅在垂直、水平方向内自适应地分配权值,消除匹配特征 的相似歧义性,并行双通地聚合匹配成本;由赢者通吃法得到初始视差。为消除弱纹理、重复纹理和遮挡等引起的歧义,视 差求精方案包括并行双通校准视差、基于映射检测遮挡、基于极线最小二乘拟合填充遮挡。实验表明,该算法计算效率高、 结构简单,易于实现并消除匹配歧义,得到精度较高且分段平滑的视差。

关键词 医用光学;机器视觉;双目立体匹配;局部二进制模板/对比度纹理;双通自适应支持权值;双通视差校准; 最小二乘拟合

中图分类号 TP391.41 OCIS 150.1488 170.3880 文献标识码 A

High Efficiency Feature-Based and Robust Local Stereo Matching Algorithm in Medical Optics

Liu Tianliang^{1,2} Luo Limin¹

⁽¹Laboratory of Image Science & Technology, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China ²Jiangsu Province Key Laboratory of Image Processing & Image communication, College of Telecommunication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China

Abstract A feature-based two-step local stereo matching with high efficiency is presented to eliminate the ambiguity of binocular stereo problem in medical optics. The local binary pattern/constrast (LBP/C) textures describing local features are firstly analyzed for both stereo pairs, and the initial matching costs is constructed from the features. Two-pass aggregation with adaptive support weight (ASW) for the costs is adopted only in the vertical and horizontal directions, which efficiently resolves ambiguity in feature matching. Initial disparity map is obtained via local Winner-Takes-All optimization from them. To solve the ambiguity from other aspects including textureless, repetitive patterns and occlusion etc., disparity refining procedure consists sequentially of three steps: two-pass ASW-based disparity calibration, warping-based occlusion detection and epipolar-line-based least square fitting to handle occlusion. The experimental results indicate that this approach with texture cues and low complexity has high efficiency and concise structure, being easily implemented and eliminiting ambiguity, so that it can obtain comparably accurate and piecewise smooth dense disparity map effectively.

Key words medical optics; machine vision; binocular stereo matching; local binary pattern/constrast texture; two-pass adaptive support weight; two-pass disparity calibration; least square fitting

作者简介:刘天亮(1980—),男,博士研究生,主要从事计算机视觉、图像处理和模式识别等方面的研究。 E-mail: ltl315@gmail.com

收稿日期: 2009-07-16; 收到修改稿日期: 2009-09-30

导师简介:罗立民(1956—),男,教授,博士生导师,主要从事医学影像处理、科学可视化和立体定向放射治疗等方面的研究。E-mail: luo.list@seu.edu.cn

1 引 言

被动式双目立体视觉匹配,在三维表面建模、机器人导航、工业监控及三维临床摄影等方面有广泛应用^[1]。Daniel Scharstein等^[2]总结了常见的立体匹配算法及其评判标准。总体来说,立体匹配大致可分为全局匹配和局部匹配。全局匹配一般能获得精度较高的视差图,但较难设置相应参数且复杂度也较高;而局部匹配通常能较容易、快速计算出高纹理区域的视差^[3]。局部二进制模板/对比度(LBP/C),可以很好描述局部图像的纹理特征^[4]。自适应权值(ASW)算法是近来双目视觉中一种有效的窗口选择方法^[5-7],充分利用了色彩相似性测度和空间距离远近等信息:既可以利用ASW算法获得可靠的匹配代价^[5-7],也可以基于ASW权重来校准视差,获得平滑、精确视差图^[6-7];后来又出现了带分割的变种ASW算法(SASW)^[8,9]。致密的ASW或SASW算法虽然有卓越的匹配性能,但复杂度也相当高,不适合实时性要求高的具体应用。初始匹配仅基于局部信息,初始视差仍有较多误匹配。立体问题一般也有视差问断、遮挡等现象^[10]。被动式双目视觉在三维临床摄影诊疗与可视化等医用光学中有广泛应用。利用阴道镜视频图像,能自动检查子宫颈癌;重建器官组织的三维视图,有助于诊断子宫颈癌^[11]。三维入脸表面成像^[12,13]实际上可以为数字化美容整形外科提供模拟整容前后手术美观可视化效果^[1]。三维深度数据获取技术可以基于被动式双目视觉中的立体匹配^[12]。在临床诊断和整容手术等应用中,深度信息获取技术的速度及其精度是制约和影响立体匹配技术应用于上述等医用光学的较为重要的原因之一。

为了解决医用光学中局部匹配方法歧义性问题,本文提出一种快速基于局部特征、双通可变权重化的 成本聚合和视差校准的两步立体匹配方法。

2 初始匹配

2.1 基于 LBP/C 纹理的初始匹配成本

利用LBP描述局部纹理特征,并将其用于立体图像匹配。两个匹配图像,取大小为*k* pixel×*k* pixel的邻 域窗口,逐个遍历像素点,计算其局部二进制模板值和局部对比度值,从而形成相应的纹理图像。设gc为 当前像素pc的灰度,gn是其邻域像素pn的灰度,则局部二进制模板值

$$V_{\text{LBP}_{R,N}}(p_{\text{c}}, p_{\text{n}}) = \sum_{n=0}^{N-1} \text{Sgn}(g_{\text{c}} - g_{n})2^{n}, \quad \text{Sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \ge 0\\ 0, & x < 0 \end{cases}.$$
 (1)

若选3 pixel×3 pixel的窗口,则其半径R =1,其数目N =8,n = 0,1,…,7;最终的局部二进制模板图像将描述局部纹理的空间特征,其像素值的分布范围为[0,255]。设 p_n 中灰度值不小于中心像素灰度值 g_c 的所有像素(设有 n_1 个)的灰度的和为 s_1 , p_n 中小于 g_c 的所有像素(设有 n_2 个)的灰度的和为 s_2 ,则该像素窗口的局部对比度值

$$V_{LC_{R,N}}(p_{c}, p_{n}) = \begin{cases} (s_{1} / n_{1} - s_{2} / n_{2}) / 32, & n_{1} \ge \& n_{2} \ge 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}.$$
 (2)

于是,遍历所有像素得到的最终局部对比度图像描述了局部纹理的对比度特征,其值的分布范围为[0,7]。局 部二进制模板/对比度图像的像素值分布可以视为是一个很适合描述图像纹理特征局部二进制模板/对比度 的二维直方图。

设 d_{\max} 和 d_{\min} 分别是视差最大值和最小值,则搜索范围 R_d =[d_{\min} , d_{\max}],其个数 N_d 为 d_{\max} - d_{\min} +1,每幅图 像均有M个像素。基准图像 I_b 中像素 p_b 和待匹配图像 I_m 中关于视差d的对应像素 $q_{m,d}$ 的匹配程度,可用 p_b 和 $q_{m,d}$ 两点之间关于LBP/C局部纹理之间不相似测度来衡量。则初始匹配成本可表示为

$$e(p_{\rm b}, q_{\rm m,d}) = w \times H \left[V_{LBP}(p_{\rm b}), V_{LBP}(q_{\rm m,d}) \right] + (1 - w) \times \left[V_{LC}(p_{\rm b}) - V_{LC}(q_{\rm m,d}) \right], \tag{3}$$

式中H表示在二进制编码下的汉明距离,w是权重化系数,便于平衡局部二进制模板/对比度纹理特征对初始匹配成本的贡献。

2.2 基于双通 ASW 的匹配计算

为了计算*I*_b内某点*p*_b和待匹配点*q*_{m,d}∈*I*_m之间的匹配成本,*I*_b内每一点对应的权值取决于与*p*_b的色彩差异 和空间距离。为了快速计算相应权重,ASW的权重化方案仅考虑RGB色彩信息和空间距离信息^[5~7],则*I*_b 中聚合用的*p*_b对邻域点*p*_i的权值

$$w_{\text{aggr}}(p_{\text{i}}, p_{\text{b}}) = \exp\left(-\frac{\Delta C_{p_{\text{i}}p_{\text{b}}}}{\gamma_{\text{fc}}} - \frac{\Delta G_{p_{\text{i}}p_{\text{b}}}}{\gamma_{\text{fg}}}\right),\tag{4}$$

式中常数 γ_{fc} 和 γ_{fg} 分别是成本聚合算法中关于色彩差异 $\Delta C_{p_i p_b}$ 和空间距离 $\Delta G_{p_i p_b}$ 的经验值。为计算简便,当前点与邻近点之间的色彩相似度,不是在CIELab色彩空间中度量^[5],而是直接将其放在RGB空间进行衡量^[6,7]。则色彩差异为 $\Delta C_{p_i p_b} = \sqrt{\sum_{c \in \{r,g,b\}} [I_{b,c}(p_i) - I_{b,c}(p_b)]^2}$,其中 $I_{b,c}$ 为 I_b 的色彩分量c的强度;空间距离为 $\Delta G_{p_i p_b} = \|p_i - p_b\|_2$ 。同理,可以类似计算出 I_m 中 $q_{m,d}$ 对邻域点 q_d 的权值。

为了提高计算速度,对高复杂度的致密式ASW成本聚合^[5~7]做如下简化和改进。首先,极线上每一个不同视差假设同一像素使用匹配窗中同一个权重系数。其次,以当前点pb为中心且尺寸为(2Wa+1)×(2Wa+1)的矩形匹配窗口内,采用以当前点为中心先后在水平和垂直方向上双通地权重平均,来逼近整个匹配窗口内匹配成本的权重化平均。双通ASW成本聚合即将权重化平均计算拆分成水平和垂直方向上两个独立的组件,从而得到某点pb和待匹配点qm,d之间的匹配代价^[13]。在水平方向内先将上述初始匹配成本与相应的权重值进行内积,并归一化于相应的权重值本身的累积和;再以即得的匹配成本,在垂直方向上与相应的权重值进行内积,并归一化于相应的权重值本身的累积和为

$$\phi(x, y, d) = \frac{\sum_{u=-W_a}^{W_a} w(x, y, u, 0) \cdot e(x + u, y, d)}{\sum_{u=-W_a}^{W_a} w(x, y, u, 0)}, \qquad C_{aggr}(x, y, d) = \frac{\sum_{v=-W_a}^{W_a} w(x, y, 0, v) \cdot \phi(x, y + v, d)}{\sum_{v=-W_a}^{W_a} w(x, y, 0, v)}, \qquad (5)$$

式中w(x,y,u,0)或w(x,y,0,v)分别是水平和垂直方向上相对于当前点 p_b 用于成本聚合相应的ASW权重 $w_{aggr}(p_i, p_b)$ (现以基准图像 I_b 为例); $\phi(x,y,d)$ 表示初始匹配成本e(x,y,d)在水平方向上进行内积并归一化得到的匹配代价,而 $C_{aggr}(x,y,d)$ 表示以 $\phi(x,y,d)$ 为基础在垂直方向上进行内积并归一化得到最终的匹配代价,d表示视差。

利用赢者通吃法(WTA)来选择视差,则Ib中的初始匹配得到的视差

$$D_{\text{b-init}}(p_{\text{b}}) = \arg\min_{d \in R_{\text{d}}} C_{\text{aggr}}(p_{\text{b}}, q_{\text{m,d}}) = \arg\min_{d \in R_{\text{d}}} C_{\text{aggr}}(p_{\text{bx}}, p_{\text{by}}, d) ,$$
(6)

则 I_m 中的初始视差 $D_{m-init}(q_{m,d})$ 也可类似计算。

3 视差估计

3.1 基于ASW的视差校准

理想情况下一定区域内颜色相同的点具有相似视差值。于是,对待校准点先以待校准点为中心确定一 个可靠校准窗口,为便于计算且尽可能使校准窗内只包含相同深度的像素点,自适应分配权重;仅考虑当 前视图中待校准点邻域内的权重;然后在视差搜索范围内根据该点周边初始视差的分布,计算各个视差值 在校准窗内出现的频率,将频率最高的视差值作为该点的最终视差^[6,7,9]。

以基准图像*I*_b为例。假设*I*_b中一待校准点*p*_c,初始匹配的视差图为*D*_{init}(*p*_c),*p*_i是*I*_b中以*p*_c为中心的校准窗口内的邻近点。为快速计算,ASW权重化方案也仅考虑RGB色彩信息和空间距离信息^[6,7]。该校准用的权重值

$$w_{\text{calib}}(p_{\text{i}}, p_{\text{c}}) = \exp\left(-\frac{\Delta C_{p_{\text{i}}p_{\text{c}}}}{\gamma_{\text{hc}}} - \frac{\Delta G_{p_{\text{i}}p_{\text{c}}}}{\gamma_{\text{hg}}}\right).$$
(7)

(7)式与(4)式虽然相似,但其中常数 γ_{hc} 和 γ_{hg} 分别是视差校准算法中关于色彩差异 $\Delta C_{p,p_c}$ 和空间距离 $\Delta G_{p,p_c}$ 的经验值,此处色彩差异和空间距离类似于成本聚合中相应项的计算。含空间距离差异的权重值在视差校准中有较为重要而积极意义:该校准用的可变权重 $w_{calib}(p_i, p_c)$ 利用空间差异来权重化局部邻域视差出现的频数,某种程度上可以平衡色彩对权重的过大影响。建议这两个校准常数稍微小于相应的聚合常数,即 $\gamma_{hc} \leq \gamma_{fc}$ 和 $\gamma_{hg} \leq \gamma_{fg}$ 。其原因是,得到的权重值在其他条件保持不变时可以防止过于敏感色彩变化,且空间距离越近出现相同视差的概率越高。

选取校准窗后,采用双通式ASW视差校准策略,将权重化平均计算拆分成水平和垂直方向上两个独立的组件,从而得到以某点*p*_b为中心的校准窗口内出现某一视差*d*的权重化频数。即在以 (2*W*_c+1) 为窗口尺 寸且以当前点*p*_b为中心的矩形窗口(2*W*_c+1)×(2*W*_c+1)内,在水平方向内先将某一视差*d*的共生频率与相应权 值内积,并归一化于相应权值本身的累积和;再以即得的权重化共生频率,在垂直方向上与相应权值进行 内积,并归一化于相应权值本身的累积和

$$\psi_{\text{hor}}(x, y, d) = \frac{\sum_{u=-W_c}^{W_c} w(x, y, u, 0) \cdot \delta[d - D_{\text{b-init}}(x + u, y)]}{\sum_{u=-W_c}^{W_c} w(x, y, u, 0)},$$
(8.1)

$$\psi_{\text{ver}}(x, y, d) = \frac{\sum_{\nu = -W_c}^{W_c} w(x, y, 0, \nu) \cdot \psi_{\text{hor}}(x, y + \nu, d)}{\sum_{\nu = -W_c}^{W_c} w(x, y, 0, \nu)},$$
(8.2)

$$D_{\text{b-calib}}(x, y) = \arg\max_{d \in R_{\text{d}}} \psi_{\text{ver}}(x, y, d).$$
(8.3)

式中w(x, y, u, 0) 或 w(x, y, 0, v)分别是当前图像中水平和垂直方向上相对于当前点校准用的ASW权重w_{calib} (p_i, p_c), δ(x)表示脉冲函数。(8.1)式表示校准邻域内水平方向上相应权重与某一视差d 的共生频率的内积, 并归一化相应权重累加和,得到的水平共生频率ψ_{hor}(x, y, d); 而(8.2)式则表示垂直方向上相应权重与ψ_{hor}(x, y, d)的内积并归一化相应累积和,得到最终的共生频率ψ_{ver}(x, y, d)。

该视差校准策略的最终目标是获得足够平滑、不包含噪声且有精确视差边界的视差图。若一次校准的效果不佳,可利用前一次校准得到的视差图,贪婪地进行二次或多次校准。校准待匹配图像*I*_m的视差 *D*_{m-calib}(*q*_{m,d}),可进行类似计算。

3.2 基于映射的遮挡检测

讨论遮挡等复杂歧义之前,先对校准后的平滑视差图做遮挡检测。基于视差映射,并依据同一场景在 两个视图之间形成的视差限制在阈值*T*occ内的一致性约束准则,对称检测遮挡区域。遮挡检测的基本思想, 是首先确定最终输出的视差是匹配图像中的哪一个视图(以图像*I*_b为例);将*I*_b中恢复校准得到的视差图 *D*_{b-calib}(*p*_b),通过映射至*I*_m并得到*I*_m上各像素点的深度;然后再把它们逆向映射至*I*_b,得到当前视图新合成 的视差图*D*ⁿ_{m-calib}(*p*_b);最后比较当前视点的初始视差图与该视图新合成的视差图关于阈值*T*occ检测遮挡^[2]。 该过程可表达为

$$\left| D_{\text{b-calib}}(p_{\text{b}}) - D_{\text{m-calib}}^{n}(p_{\text{b}}) \right| \leq T_{\text{occ}}$$

$$\tag{9}$$

式中pb为校准后视差Db-calib的坐标。如果某点视差不满足一致性约束,则将其剔除并视为遮挡。当Tocc=1时,匹配点是一一对应的唯一性约束;而当Tocc>1时,则允许在Tocc范围内一对多(比如高倾斜物体表面)。该遮挡检测运算上的主要操作是视差映射,因此其计算复杂度可近似认为是O(M)。

3.3 基于最小二乘拟合的极线填充

立体场景图像中灰度的不连续往往伴随着视差不连续。利用单目中同一极线上的灰度信息,基于最小 二乘拟合逐行填充遮挡等不可靠视差^[10]。图1所示为同一扫描线上待填充的视差分布。粗圆环表示像素 已分配视差,而细圆环为后续待填充视差的像素;A(B)表示粗圆环对应像素点q_i(或q_j)的视差;扫描线上 q_i(或q_j)之间的待填充视差限定在A~B范围内。贪婪地将亮度变化测度最小的左(或右)侧视差分配给待填充 像素p_k;该像素p_k一经分配后,就不再改动。逐行地分配待填充视差值,需先对极线上左右两侧路径计算 关于灰度分布的最小二乘误差值(LSE)。测度亮度变化的该两侧路径是起始于当前像素p_k,终止于已分配视 差最邻近的q_i(或q_j)像素点;该LSE值描述路径上亮度变化(即亮度分布方差),将为视差填充的有效准则。 则p_k的视差可表达为

$$p_{k}^{*} = \arg\min_{q_{i} \leq p_{k} \leq q_{j}} \left[f_{l}(q_{i}), f_{r}(q_{j}) \right], \qquad f_{1}(q_{i}) = \sum_{x=q_{i}}^{p_{k}} I_{b}(x, y)^{2} - V_{Mean}(q_{i}, p_{k})^{2}, \qquad (10)$$

$$f_{r}(q_{j}) = \sum_{x=p_{k}+1}^{q_{j}} I_{b}(x, y)^{2} - V_{Mean}(p_{k}+1, q_{j})^{2}, \qquad V_{Mean}(p, q) = \frac{1}{q-p+1} \sum_{l=p}^{q} I_{b}(t, y)$$

式中 $f_1(q_i)$ 和 $f_r(q_j)$ 分别表示在待填充点 p_k 的左、右方向路径上对应的亮度变化, $V_{Mean}(p,q)$ 表示水平极限上的求和平均y表示当前水平极线的纵坐标值。



图1 同一水平扫描线上视差分布。粗圆像素表示有视差,细圆像素表示无可靠视差 Fig.1 Disparities in a horizontal scanline, where the bold circle pixels have a disparity while the slim circle pixels do not have one

基于极线约束的该遮挡填充,可分以下步骤:

1) 逐点地搜索即得的视差图中仍未赋予可靠视差的点p_k,并转第2步;

2) 极线上起始于当前像素 p_k 的左右路径,根据(10)式后三个式计算 $f_1(q_i)$ 和 $f_r(q_i)$;

3) 根据临界边界的视差值A和B以及最小化操作的(10)式第一式,将视差A分配到 q_i +1,…, p_k ; 视差B分 配到 p_k +1,…, q_i -1;

4) 填充完所有不可靠视差点,用3×3中值滤波来剔除整个视差图的局外点。

4 实验结果及分析

对Middlebury网站提供的4组彩色测试图像对Tsukuba, Venus, Teddy和Cones, 分别采用本算法匹配并 分析了匹配结果的正确匹配率, 以此验证该算法有效性。按照测试要求, 对4组立体图像对本算法均保持 相同参量。初始匹配中, 系数w为0.5, 匹配窗口为25×25, $\gamma_{fc} = 15$, $\gamma_{fg} = 12.5$; 视差估计中校准窗口为21×21, $\gamma_{hc} = 12$, $\gamma_{hg} = 10.5$, 校准迭代为1次, $T_{occ} = 2$; 评估时的误匹配阈值设为1。

由本匹配算法处理的4组测试立体图像,其稠密视差结果如图2所示。第1行的4幅图是各组测试图对中的基准图像,从左向右依次是Tsukuba, Venus, Teddy和Cones;从上到下各行依次是基准图像,标准视差,

本文算法结果以及误匹配图像。其中黑色和灰色的点分别表示在无遮挡区域和遮挡区域中匹配错误的像素 点,白色大片区域均为正确匹配。图2有效且直观地反映了本文算法的优劣;即使在较大的低纹理区域, 本文算法能获得稠密且可靠的视差图;除个别高纹理、视差不连续或互相交错区域之外,在绝大多数区域 均能保持明显的视差边界并具有精确的视差值。



图2 4组立体图像对的稠密视差结果 Fig.2 Dense disparity results for four famous stereo-pairs

按新版Middlebury网站的方式评估本文局部立体匹配的性能,得到由误匹配率(PBP)及其平均值组成的 表 1,其中 R_{0} 和 R_{D} 分别是在非遮挡区域和接近深度不连续区域的PBP,而 R_{A} 是未知像素除外的总PBP。表 1中大多数算法是局部匹配方法,其中算法AdaptDispCalib^[6],SegmentSupport^[8],AdaptWeight^[5]和 SegAggr&Calib^[9]是当前几个较好的局部匹配算法,相比于本文局部算法,它们虽然匹配质量非常高,但其 计算复杂度也相当高,不适合快速计算。本算法不需要致密地聚合成本和校准视差,且速度较快,与 PhaseBased^[14],SSD+MF^[2]和SO^[2]等算法相比在整体上匹配效果相当,也可以看出,其深度不连续区域的 PBP稍微偏高点。最后,本算法明显优于PhaseDiff^[15],STICA^[16]和 Infection^[17]等匹配算法。

本文算法的整体计算复杂度不高,适合快速且实时计算。基于局部二进制模板/对比度的初始成本计算 复杂度可近似为O(N_d M),成本聚合的计算复杂度将从致密式策略的O(N_d M W_a²)降至当前并行双通式策略 的O(N_d M W_a)(即仅线性地取决于匹配窗尺度)。类似地,当前视差校准的计算复杂度也仅线性地取决于校准 窗尺度W_c,即O(N_d M W_c),而不是其平方;而且,最后两步的计算复杂度均可近似认为是O(M)。基于定性 呈现的图2 和定量分析的表 1的综合评价以及其计算复杂度分析,有效验证了本文算法在平衡匹配质量和 计算效率上的优越性。 激光与光电子学进展

| Table 1 Results on the new Middlebury stereo evaluation | | | | | | | | | | | | | | |
|---|-------------|--------------------|-------------|-------------|--------------------|-------------|-------------|--------------------|-------------|-------------|--------------------|-------------|-------|--|
| Algorithm | Avg. PBP | Tsukuba | | | Venus | | | Teddy | | | Cones | | | |
| | | $R_{\overline{o}}$ | $R_{\rm A}$ | $R_{\rm D}$ | $R_{\overline{o}}$ | $R_{\rm A}$ | $R_{\rm D}$ | $R_{\overline{o}}$ | $R_{\rm A}$ | $R_{\rm D}$ | $R_{\overline{0}}$ | $R_{\rm A}$ | R_D | |
| AdaptDispCalib ^[6] | 6.10 | 1.19 | 1.42 | 6.15 | 0.23 | 0.34 | 2.50 | 7.80 | 13.6 | 17.3 | 3.62 | 9.33 | 9.72 | |
| SegmentSupport ^[8] | 6.44 | 1.25 | 1.62 | 6.68 | 0.25 | 0.64 | 2.59 | 8.43 | 14.2 | 18.2 | 3.77 | 9.87 | 9.77 | |
| AdaptWeight ^[5] | 6.67 | 1.38 | 1.85 | 6.90 | 0.71 | 1.19 | 6.13 | 7.88 | 13.3 | 18.6 | 3.97 | 9.79 | 8.26 | |
| SegAggr&Calib ^[9] | 6.99 | 1.78 | 2.28 | 7.00 | 0.46 | 0.74 | 2.74 | 8.06 | 13.5 | 18.4 | 5.91 | 11.9 | 11.1 | |
| PhaseBased ^[14] | 15.3 | 4.26 | 6.53 | 15.4 | 6.71 | 8.16 | 26.4 | 14.5 | 23.1 | 25.5 | 10.8 | 20.5 | 21.2 | |
| SSD+MF ^[2] | 15.7 | 5.23 | 7.07 | 24.1 | 3.74 | 5.16 | 11.9 | 16.5 | 24.8 | 32.9 | 10.6 | 19.8 | 26.3 | |
| Our method | 16.3 | 5.61 | 6.59 | 11.4 | 3.48 | 4.28 | 23.9 | 15.0 | 23.2 | 32.9 | 13.8 | 22.2 | 32.8 | |
| $SO^{[2]}$ | 16.6 | 5.08 | 7.22 | 12.2 | 9.44 | 10.9 | 21.9 | 19.9 | 28.2 | 26.3 | 13.0 | 22.8 | 22.3 | |
| PhaseDiff ^[15] | 18.8 | 4.89 | 7.11 | 16.3 | 8.34 | 9.76 | 26.0 | 20.0 | 28.0 | 29.0 | 19.8 | 28.5 | 27.5 | |
| STICA ^[16] | 19.7 | 7.70 | 9.63 | 27.8 | 8.19 | 9.58 | 40.3 | 15.8 | 23.2 | 37.7 | 9.80 | 17.8 | 28.7 | |
| Infection ^[17] | 20.7 | 7.95 | 9.54 | 28.9 | 4.41 | 5.53 | 31.7 | 17.7 | 25.1 | 44.4 | 14.3 | 21.3 | 39.0 | |

表 1 基于新版的Middlebury立体评估结果 Table 1 Results on the new Middlebury stereo evaluation

在临床医学疾病诊断应用试验中,匹配来自临床阴道镜的子宫颈校正立体图像对,可以得到稠密视差 图。该局部立体匹配方法稳健地获取到匹配过程中各个阶段左右视图的结果,初始匹配视差、双通 ASW 校准的视差、极线填充遮挡后的最终视差,如图3所示。可看出,该匹配方法对临床诊断立体图像对能保 持丰富的深度细节,并能逐步提高匹配性能;这将有利于自动地为计算机辅助诊断等领域快速提供可靠深 度信息感知,使该技术应用于计算机辅助诊断系统。



- 图 3 临床阴道镜子宫颈立体图像对的稠密视差图。从左往右各列是输入图像、初始视差、校准视差及其最终视差;上下两 行分别为基准图像*I*_b和待匹配图像*I*_m
- Fig. 3 Dense disparity results for stereo pair from clinical colposcopies. From left to right, each column represents base image, initial disparity, calibrated disparity and final disparity; from top to bottom, each row denotes base image I_b and matching image I_m respectively



图4 已校正的人脸立体图像对、人脸位置、人脸稠密匹配的初始视差和最终视差 Fig.4 Rectified face stereo pair, face position, initial and final disparity via dense matching faces 在可见光室内人体测量与识别的人脸表面成像试验中,匹配来自普通彩色摄像机并经极线校正的含人 脸场景立体图像对,得到人脸场景的稠密视差图。检测2个场景图像的人脸位置可以初步估计人脸区域的 视差范围(大致是[0~50]),为直观比较,显示的视差为放大4倍后的结果,人脸表面成像应用中较为全面且 直观地从视觉上比较和分析匹配性能,如图4所示。人脸感兴趣矩形区域附近有精确的深度信息,非人脸 感兴趣位置区域往往因匹配信息量不够(较多无纹理区域),出现较多不可靠视差像素。由此,该局部立体 匹配方法可得出平行双目视觉条件下左右人脸图像的稠密视差图,将为人脸三维重建及医学应用提供坚实 的理论基础和广阔的应用前景。

5 结 论

为了消除医用光学中局部匹配的歧义性,提出一种快速的基于局部二进制模板/对比度纹理分析、利用 ASW 双通式成本聚合的初始匹配和基于双通式视差校准、极线最小二乘视差填充的视差估计相结合的两 步匹配方法。初始匹配,利用局部二进制模板/对比度纹理分析、并行双通可变权重方法,消除特征相似的 歧义性,稳健地构造匹配成本,并采用局部最优法,得到初始视差;贪婪视差估计方法,有效地消除了低 纹理、重复纹理和遮挡等复杂歧义,从而提高匹配精度。实验结果表明,本文局部匹配方法,能获得分段 平滑、有明显边界且精度较高的稠密视差;能同时满足高精度和高实时性的应用需求,如医用光学中的临 床医学诊断和数字化整容外科模拟手术。如何将本算法用于实际临床拍摄的复杂诊断或手术场景,并进一 步提高匹配算法的精度,同时保持实时快速计算,可能是未来研究方向。

致谢 文中所使用的4对标准测试图像和评估来自于http://vision.middlebury.edu/stereo, 对 Daniel Scharstein 和 Richard Szeliski 表示感谢;校正后的子宫颈临床医学图像对,来自于中国科学院深圳先进技术研究院 生物医学与健康工程研究所的辜嘉副研究员,在此感谢其给予的帮助和指导。校正的立体人脸图像对,是来自含摄像机模型参数的立体人脸数据库: http://cvlab.epfl.ch/data/stereoface/,对Rik Fransens, Christoph Strecha 和 Luc Van Gool等表示感谢。

参考文献

- Boguslaw Cyganek, J. Paul Siebert. An introduction to 3D computer vision techniques and algorithms[M]. West Sussex: John Wiley and Sons, Ltd. 2009. 366~397
- 2 Daniel Scharstein, Richard Szeliski. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/2/3): 7~42
- 3 Stan Birchfield, Carlo Tomasi. A pixel dissimilarity measure that is insensitive to image sampling[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(4): 401~406
- 4 Timo Ojala, Matti Pietikäinen, Topi Mäenpää. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971~987
- 5 Kuk-Jin Yoon, In So Kweon. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(4): 650~656
- 6 Gu Zheng, Su Xianyu, Liu Yuankun *et al.*. Local stereo matching with adaptive support-weight, rank transform and disparity calibration[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(9): 1230~1235
- Gu Zheng, Su Xianyu. An algorithm based on adaptive support weight and disparity adjustment for trinocular stereo matching
 [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28 (4): 734~738

顾 征, 苏显渝. 三目自适应权值立体匹配和视差校准算法[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 734~738

8 Federico Tombari, Stefano Mattoccia, Luigi Di Stefano. Segmentation-based adaptive support for accurate stereo correspondence [C]. *IEEE Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology*, 2007. 427~438

9 Liu Tianliang, Luo Limin. Segmentation-based stereo matching algorithm with variable support and disparity estimation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(4): 1002~1009

刘天亮, 罗立民. 一种基于分割的可变权值和视差估计的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2009, 29(4): 1002~1009

- 10 Jong Dae Oh, Siwei Ma, C.-C. Jay Kuo. Stereo matching via disparity estimation and surface modeling [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007. 1696~1703
- 11 Gu Jia, Wolters Rolf Holger. Computer aided analysis using video from endoscopes: US, WO 2008/024419 A1[P]. Feb 28, 2008
- 12 Khambay Balvinder, Nebel Jean Christophe, Janet Bowman *et al.*. A pilot study: 3D stereo photogrammetric image superimposition on to 3D CT scan images-the future of orthognathic surgery [J]. *International Journal of Adult Orthodontics & Orthognathic Surgery*, 2002, **17**(4): 331~341
- 13 Rik Fransens, Christoph Strecha, Luc Van Gool. Parametric stereo for multi-pose face recognition and 3D-face modeling [C]. 2nd International Workshop on Analysis and Modelling of Faces and Gestures (ICCV Workshop), 2005. 109~124
- 14 Sherif El-Etriby, Ayoub K. Al-Hamadi, Bernd Michaelis. Dense stereo correspondence with slanted surface using phase-based algorithm [C]. *IEEE International Symposium on industrial Electronics (ISIE)*, 2007. 1807~1813
- 15 Sherif El-Etriby, Ayoub K. Al-Hamadi, Bernd Michaelis. Dense depth map reconstruction by phase difference-based algorithm under influence of perspective distortion[J]. *International Journal of Machine Graphics & Vision*, 2006, **15**(3/4): 349~361
- 16 H. Audirac, A. Beloiarov, F. Núñez et al.. Dense disparity map based on STICA algorithm[C]. Expo Forestal, Mexico, 2005
- 17 Gustavo Olague, Francisco Fernández, Cynthia B. Pérez *et al.* The infection algorithm: an artificial epidemic approach for dense stereo correspondence [J]. *Artificial Life*, 2006, **12**(4): 593~615