

基于相位一致性的可变窗口立体匹配算法

郭龙源^{1,2} 孙长银¹ 张国云² 吴健辉²

(东南大学自动化学院 南京 210096)¹

(湖南理工学院复杂系统优化与控制湖南省普通高等学校重点实验室 岳阳 414006)²

摘要 匹配窗口大小和形状是影响区域立体匹配算法效果的关键因素之一。根据相位一致性能反映灰度变化快慢情况和抗干扰能力较强的特点,对图像进行相位一致性检测,再根据监测的值确定像素的特性,然后按不同特性采用不同窗口进行匹配,并结合非参量测度和灰度值构成复合费用函数值,得到最终的视差图。实验结果表明,本算法有较好的匹配效果。

关键词 可变窗口,区域匹配,相位一致性

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Variable Window Stereo Matching Based on Phase Congruency

GUO Long-yuan^{1,2} SUN Chang-yin¹ ZHANG Guo-yun² WU Jian-hui²

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)¹

(Key Laboratory of Optimization and Control for Complex Systems, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang 414006, China)²

Abstract The major challenge in area stereo matching algorithms is to find appropriate window size and shape. Phase congruency is robust to noise and can reflect the gray changes. With these benefits, the paper first detected image and determined pixels characteristics according to phase congruency. Then, different window was used to match according to different feature pixels. After using cost function which combined with non-parametric measure and gray value, the final disparity map was obtained. The result of experiment indicates that the algorithm can generate more accurate disparity map.

Keywords Variable window, Area-based matching, Phase congruency

1 引言

双目立体匹配中基于区域的匹配方法能直接产生稠密的视差图,但需要解决的主要问题是确定匹配窗口的大小和形状。在灰度变化不大的低纹理区域,窗口要大,以便获得足够的灰度差别信息;在视差不连续的边缘区域,匹配窗口要足够的小,以避免边缘匹配效果模糊不清。在实践中,固定窗口很难同时满足这些要求。因此,人们提出了可变和自适应窗口匹配方法。Kanade and Okutomi^[1]首先提出了自适应窗口的方法,该方法用初始视差估计值和选择不同的窗口进行迭代匹配,直到数据收敛为止。这个方法的缺点是计算量大,结果受初始视差的影响大。Veksler^[2]采用非矩形的匹配窗口,用最低比例循环算法优化一大类紧凑的窗口来选择窗口的形状,但这个算法太复杂,不满足实时系统的要求。Yoon和Kweon^[3]提出了局部自适应支持权重匹配方法,每个像素的权重与中心像素的颜色相异度和空间距离有关;这个方法容易产生图像噪声。

自适应窗口匹配方法在边缘处一般采用较小的匹配窗

口,因为较大的窗口会导致视差图像边缘模糊,而在弱纹理区域,较大的窗口可以避免匹配结果的歧义。本文采用相位一致性方法,先对图像进行相位一致性检测,根据监测的值确定图像的区域特性,然后根据像素所在区域的特点确定匹配窗口的大小,并结合非参量测度和灰度值构成复合费用函数值,得到最终的视差图。首先介绍相位一致性的选择方法,其次介绍费用函数,最后进行实验并得出结论。

2 相位一致性

相位一致性是在频率域上的测度值,它的值从 1 降到 0,表示从显著特征降到无特征,并且相位一致性对图像的亮度和反差具有不变性,可以检测出包括边缘特征和线特征在内的多种图像特征。Kovesi^[4]提出的二维信号的相位一致性计算公式为:

$$PC_2(x) = \frac{\sum_n W(x) [A_n(x) \Delta\Phi(x) - T]}{\sum_n A_n(x) + \epsilon} \quad (1)$$

其中, $\Delta\Phi(x) = (\cos(\Phi_n(x) - \bar{\Phi}(x)) - |\sin(\Phi_n(x) - \bar{\Phi}(x))|)$, A_n 和 $\Phi_n(x)$ 分别表示 x 处第 n 项振幅和相角, $W(x)$ 表示频率

本文受湖南省科学技术厅科技计划项目(2013GK3097),国家自然科学基金青年项目(61201435),湖南省高校重点实验室开放基金项目(14k042),湖南省高校科技创新团队支持计划(湘教通[2012]318号)资助。

郭龙源(1973—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉、图像处理, E-mail: guolongyuan@hotmail.com; 孙长银(1975—),男,博士,教授,主要研究方向为人工智能、神经网络; 张国云(1971—),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别; 吴健辉(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理。

展开的权重因子。 ϵ 是一个小常数,为了避免分母为零。 T 表示噪声能量,公式只考虑超过 T 的能量。 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示当其中的计算结果为正时,则其等于原值;否则为0。

对图像所有像素都按式(2)进行计算,得出相应的相位一致性系数值,称为对图像的相位一致性变换。由这个系数值生成的一个新的灰度图像,称为相位一致性变换图像。

式(1)计算的是某点一个方向上相位一致性的值,本文中像素的相位一致性系数定义为:

$$M = \frac{1}{2}(c+a+\sqrt{b^2+(a-c)^2}) \quad (2)$$

其中:

$$a = \sum (PC(\theta) \cos(\theta))^2$$

$$b = 2 \sum (PC(\theta) \cos(\theta))(PC(\theta) \sin(\theta))$$

$$c = \sum (PC(\theta) \sin(\theta))^2$$

$PC(\theta)$ 表示在 θ 方位时相位一致的值,求和是所有方向值的和。本文中方向数为6,滤波器组数为4。变换后图像的灰度值范围是0到1。由计算结果可知,在灰度不连续区域或边缘,其相位一致性的值较大,且越接近边缘值越大。本文根据这一特点,将窗口大小与相位一致性值联系起来。即:

$$W = \begin{cases} W_1, & M > \lambda \\ W_2, & M < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

其中, W_1 、 W_2 为匹配窗口, W_1 的区域比 W_2 小, M 为像素的相位一致性变换值, λ 为阈值。根据式(3),若像素的相位一致性变换值大于阈值,则认为该区域是边缘,采用较小的匹配窗口;反之,则该区域属于弱纹理区域,选用较大的匹配窗口。

3 费用函数

SAD算法费用函数单纯由像素的灰度值构成,而灰度值受噪声等因素的影响较大。本文借鉴Mei^[5]中构造费用函数的方法,综合灰度值差和Census值汉明距离为总的费用函数值。Census是一种非参量变换数理统计的方法,其基本思想是通过检测单元与邻近若干参考单元相比较,统计确定有无信号存在^[6]。设 $I(x,y)$ 表示图像当前像素 (x,y) 的灰度值, $N(x,y)$ 表示以 (x,y) 为中心的窗口像素集合,则像素 (x,y) 以 $N(x,y)$ 为变换区域的Census值定义为:

$$R(x,y) = BitString \delta(I(x,y), I(x+\xi, y+\eta)) \quad (4)$$

$BitString$ 表示前后连接, $\delta(a,\beta) = \begin{cases} 0, & \beta \leq a \\ 1, & \beta > a \end{cases}$ 。

Census值反映的是局部图像灰度值的相对排列顺序,而不是像素的灰度值,从而减少了辐射畸变和噪声对图像的影响。但是,Census值在图像重复纹理或结构处会产生歧义。灰度值这时可以提供更加细微的信息。因此,加入灰度信息有利于解决歧义的问题。费用函数定义如下:

$$C(x,y) = 2 - \exp(-\frac{C_{SAD}}{k_{SAD}}) - \exp(-\frac{C_{census}}{k_{census}}) \quad (5)$$

其中,灰度测度采用SAD算法,定义

$$C_{SAD}(x,y) = \sum_{\xi, \eta \in N} |I_1(x+\xi, y+\eta) - I_2(x+\xi+k, y+\eta)|$$

非参量测度采用Census值汉明距离,定义为

$$C_{census} = \sum_{(\xi, \eta)} \delta_r(I(x_2, y_2), I(x_2+\xi, y_2+\eta)) \oplus \delta_l(I(x_1, y_1), I(x_1+\xi, y_1+\eta)) \quad (6)$$

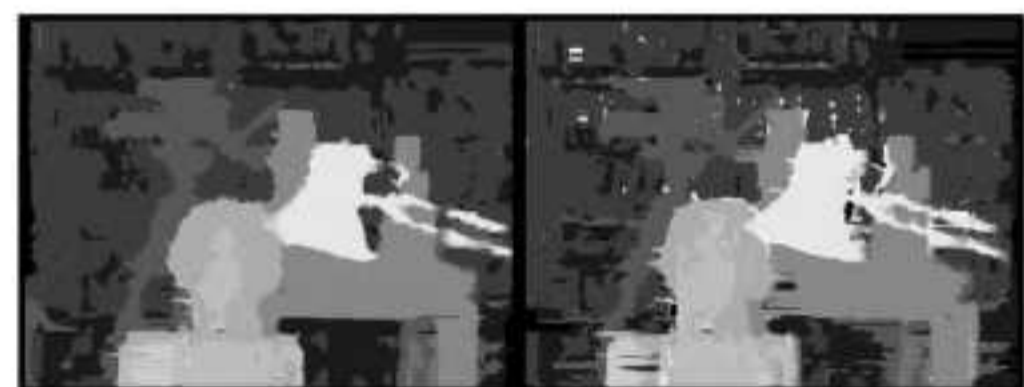
k_{SAD} 和 k_{census} 分别为两个常数,用于控制费用值大于0,调节两个测度在总测度中的比例关系。根据以上费用函数获得的视差图,再采用左右一致性检测、顺序性检测进一步减少误匹配。

4 实验

为了检测本方法的效果,采用Middlebury立体匹配评估系统提供的tusuba和Venus图,在Matlab环境中分别用本文方法和SAD算法进行了匹配实验。实验结果如图1所示,对于Tsukuba图,采用SAD算法的视差图在背后的书架纹理平滑处和雕像脸部右边缘处都可见明显的误匹配区域,而本文算法产生的视差图在这些区域则没有出现误匹配的情况。对于Venus图,采用SAD算法的视差图在视差变化较小的区域出现明显的误匹配情况,而本文算法产生的视差图则没有明显的误匹配情况。



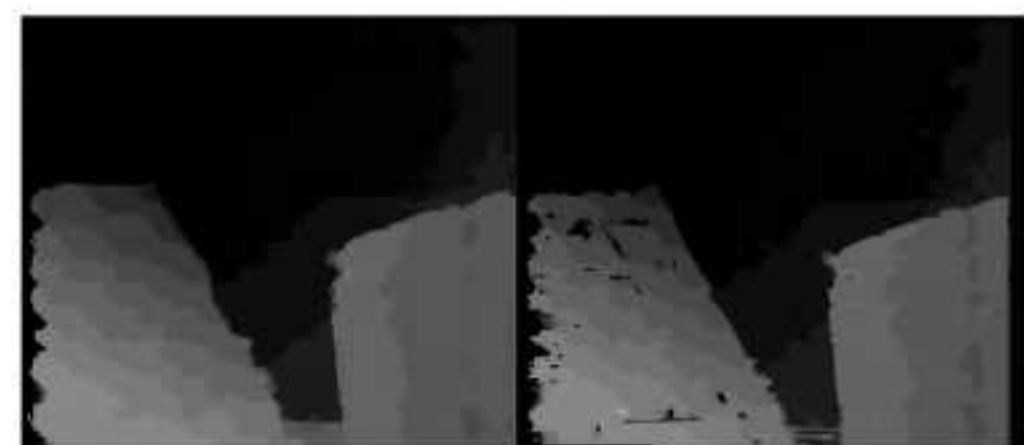
(a) Tsukuba 原图 (b) 真实视差图



(c) 本文算法视差图 (d) SAD 视差图



(e) Venus 原图 (f) 真实视差图



(g) 本文算法视差图 (h) SAD 视差图

图1 本文算法和SAD算法视差匹配结果

结束语 匹配窗口大小和形状的选择,直接影响区域立体匹配算法的效果,采用可变或自适应窗口是可行的思路。在研究了现有的相关算法后,发现这类算法的关键是窗口生成策略的问题。根据相位一致性抗干扰能力较强的特点,先对图像进行相位一致性检测,根据监测的值确定像素的特性,再按不同特性采用不同窗口进行匹配。实验结果表明,本文算法对弱纹理区域和边缘区域视差匹配都有较好的效果。

参考文献

[1] Kanade T, Okutomi M. A stereo matching algorithm with adaptive window; Theory and experiment[J]. IEEE transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(9): 920-932

[2] Veksler O. Stereo matching by compact windows via minimum ratio cycle[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 1: 556-561

[3] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support weight approach for stereo correspondence search[J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 2005, 28(4): 650-656

[4] Kovese P D. Phase congruency: A low-level image invariant[J].

Psychological Research, 2000, 64(2): 136-148

[5] Mei X, Sun X, Zhou M, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]//IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops). 2011: 467-474

[6] 段凤增. 信号检测理论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2002: 226-228

(上接第 12 页)

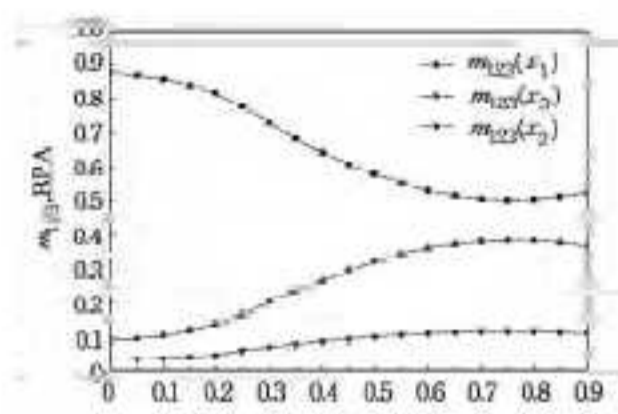


图 2 按 p 值的变化采用本方法进行组合的结果

采用普遍算例, 以进一步说明本文方法的应用效果。

例 3 3 位护士针对同一病人进行初步诊断, 认为病症可能是脑膜炎 (x_1)、脑震荡 (x_2) 以及脑肿瘤 (x_3) 中的一种。识别框架设为 $\Theta = \{x_1, x_2, x_3\}$, 病人的真实病症为脑膜炎。3 位护士的初步诊断结果分别表示为:

$$\begin{aligned} \text{护士 1 } F_1 &= \{\langle x_1 \rangle; 0.6, \langle x_2 \rangle; 0.1, \langle x_3 \rangle; 0.3\}; \\ \text{护士 2 } F_2 &= \{\langle x_2 \rangle; 0.1, \langle x_2, x_3 \rangle; 0.9\}; \\ \text{护士 3 } F_3 &= \{\langle x_1 \rangle; 0.7, \langle x_2 \rangle; 0.1, \langle x_3 \rangle; 0.2\}. \end{aligned}$$

按照 3 位护士的初步诊断结果, 依据 Dempster 规则有如下结果: $m_{123}(x_1) = 0, m_{123}(x_2) = 0.1563, m_{123}(x_3) = 0.8432$, 即融合得到的结论是: 该病人所患疾病为脑肿瘤。这个合成结果显然有悖常理, 因为由于护士 1 和护士 3 认为病人患脑膜炎的可能性较大, 而且 3 位护士们都认为病人患脑肿瘤的可能性很小。第二条证据体中, 医生 2 对脑震荡或脑肿瘤的可信度很大, 造成了证据体之间的冲突, 进而导致了 Dempster 组合规则的失效问题。本文方法分别与 Dempster 规则、Murphy 方法、文献[9-11]提出的方法进行对比, 计算结果如表 2 所列。

表 2 5 种改进证据组合方法的对比

方法	Dempster 规则	Murphy 规则	文献[9]方法	文献[10]方法	文献[11]方法	本文方法
m_{12}	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.0000$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.3949$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.0874$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.4191$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.4844$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.5492$
	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.2703$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1472$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.2032$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1513$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1257$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1144$
	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.7297$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2687$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.1609$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.4296$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2639$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.3364$
	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.1892$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.5485$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.1260$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$
m_{123}	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.1563$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.3699$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.0297$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.6872$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.5091$	$m(\langle x_1 \rangle) = 0.8300$
	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.8432$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1682$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.2826$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.0581$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.1231$	$m(\langle x_2 \rangle) = 0.0247$
	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.0000$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.3392$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2202$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.2547$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.3002$	$m(\langle x_3 \rangle) = 0.1453$
	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.1227$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.4675$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.0676$	$m(\langle x_2, x_3 \rangle) = 0.000$

结果说明: Murphy 组合方法和文献[9]的改进方法仍然无法解决 Dempster 组合规则的失效问题, 文献[10, 11]的改进方法解决了 Dempster 组合规则的失效问题, 对于真实目标 x_1 的可信度, 本文方法的合成结果大于两种方法。

分析结果表明, 本文方法在接近真实目标的收敛速度方面优于其它 5 种方法。

结束语 从多个传感器求取的证据体包含着某种非单点证据, 并且该证据的可信程度在整个证据源中的相差明显较大时, 现有的修正证据源的改进方法无法解决 Dempster 组合规则的失效问题。针对这种问题, 与 Pignistic 概率距离相比, 本文中提出的改进 Pignistic 概率距离更好地描述了证据体之间的相似性程度, 提高了各证据体权重的准确性, 进而解决了 Dempster 组合规则的失效问题, 在这种情形下, 本文方法的合成结果接近真实目标的收敛速度更快。

参 考 文 献

[1] Smets P. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458

[2] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DSMT for Information Fusion (Collected works), second volume: Collected Works[M]. Ann Arbor: Infinite Study, 2006: 89-112

[3] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9

[4] Jousselme A L, Grenier D, Bossé É. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 91-101

[5] 熊彦铭, 杨战平. 冲突证据组合中的模型修正新方法[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(8): 35-38

[6] Yang Y, Han D, Han C. Discounted combination of unreliable evidence using degree of disagreement[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2013, 54(8): 1197-1216

[7] 张燕君, 龙呈, 李达. 基于冲突表示的冲突证据融合方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(9): 853-858

[8] Jousselme A L, Liu C, Grenier D, et al. Measuring ambiguity in the evidence theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2006, 36(5): 890-903

[9] 韩德强, 邓勇, 韩崇昭, 等. 利用不确定度的冲突证据组合[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 788-792

[10] 肖建于, 童敏明, 朱昌杰, 等. 基于 pignistic 概率距离的改进证据组合规则[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(4): 636-641

[11] 黄建招, 谢建, 李良, 等. 基于冲突系数和 pignistic 概率距离的改进证据组合方法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(9): 21-24

[12] Liu W. Analyzing the degree of conflict among belief functions [J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11): 909-924