

融合 Spearman 相关性系数与多尺度框架的 立体匹配算法

于修成, 宋 燕, 胡浚冕

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: 针对现有立体匹配算法对噪声敏感、匹配率低的问题, 提出了一种基于 Spearman 相关性系数与多尺度框架融合的立体匹配算法。在代价计算阶段, 创新性地固定窗口内通过简化 Spearman 相关性系数得到两种代价计算模型。在代价聚合阶段, 利用多尺度框架在图像金字塔上进行代价聚合, 从而使得匹配算法在低纹理区域得到较高的匹配率。实验结果表明, 提出的立体匹配算法有效降低了误匹配率: 对 Middlebury2.0 测试集中 31 对标准图像对的平均误匹配率仅为 7.98%, Middlebury3.0 中的 15 对标准图像对的平均误匹配率为 13.45%。实验结果表明, 提出的融合 Spearman 相关性系数与多尺度框架的立体匹配能有效降低图像的误匹配率, 并对噪声等具有较好的稳健性。

关键词: 立体匹配; Spearman 相关性系数; 多尺度框架; 算法融合

中图分类号: TP 751.1

文献标志码: A

An algorithm that fuses Spearman correlation coefficient and multi-scale framework for stereo matching

YU Xiucheng, SONG Yan, HU Huimian

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for
Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Aiming at the noise-sensibility and low matching rate of existing local matching algorithms, a stereo matching algorithm based on Spearman correlation coefficient and multi-scale framework was proposed. Two cost calculation models were proposed by using a fixed window and by simplifying the Spearman correlation coefficient. Then, a multi-scale framework was fused to perform cost aggregation on the image pyramid in order that the matching algorithm could obtain a higher matching rate in the low-texture region. The experimental results show that the proposed stereo matching algorithm effectively reduces the false matching rate: the average mismatching rate of 31 standard image pairs in the Middlebury 2.0 test set is only 7.89%, and the average of 15 standard image pairs in Middlebury 3.0 is 13.45%. Therefore, the method can effectively reduce the mismatching rate of images and has better

收稿日期: 2018-09-02

基金项目: 上海市自然科学基金资助项目 (18ZR1427100)

第一作者: 于修成(1992-), 男, 硕士研究生。研究方向: 机器视觉、立体匹配。E-mail: xiuchengyu_edu@163.com

通信作者: 宋 燕(1979-), 女, 副教授。研究方向: 计算机视觉、网络化控制。E-mail: sonya@usst.edu.cn

robustness against noise.

Keywords: *stereo matching; Spearman correlation coefficient; multi-scale framework; fusion algorithm*

立体匹配是机器视觉领域的研究热点之一。通过查找从不同视角获取的同一场景的两张或多张图像之间的匹配像素点, 得到匹配像素点之间的位移差(即视差)^[1], 然后通过三角化可得到其 3D 深度, 进而估算出场景的 3D 模型。立体匹配已经广泛应用于视觉导航、物体定位和三维重建等领域^[2]。

立体匹配自诞生以来取得了长足的进步。Scharstein 等^[3]总结立体匹配的发展, 建立了一套完整的立体匹配评价体系, 并提供了相应的测试数据集, 同时指出立体匹配过程可分为 4 个阶段: 代价计算、代价聚合、视差选择与优化和视差强化。在代价计算阶段, 通过在视差范围内计算像素间的匹配代价来得到空间代价图。在空间代价图中, 由于匹配代价计算得到的匹配代价图包含较大噪声, 因此, 在代价聚合阶段需要通过以像素点为中心的支持窗口内的其他匹配代价来修正当前像素点的匹配代价, 因此, 隐含假设了代价聚合具有平滑特性^[3]。根据视差计算和优化策略的不同, 立体匹配可以分为局部立体匹配和全局立体匹配。在局部立体匹配中, 使用 WTA (winner takes all) 算法, 从视差空间图中取每个像素点的最小匹配代价对应的视差作为当前像素点视差。全局立体匹配算法通常在视差空间图中定义一个能量函数, 包含数据项和平滑项^[4]。其中, 数据项就是视差空间图中的匹配代价, 平滑项用来表征相邻像素之间的视差约束程度, 然后通过最小化能量函数可以得到最终的视差图。在视差强化阶段, 通常采用相关的算法, 如左右一致性检验、空洞填充以及中值滤波^[5]等对获得的视差图进行修正, 以得到误匹配率更少、场景中物体轮廓信息保持更好的视差图。在以上的步骤中, 代价计算和代价聚合对获取有效的视差图的作用很大, 因此, 本文着重研究这 2 个步骤。

在代价计算中, 通过匹配基元的不同, 可以将代价计算方法分为两类: 基于像素和基于窗口的方法。在匹配成本计算时, 前者基于像素与像素间的匹配相似度, 而后者计算支持窗口之间的

相似度^[6]。虽然基于像素的方法效率很高, 但它们的匹配精度较低。随着研究进一步的深入, 一些基于窗口的成本计算解决方案被引入到代价计算中。典型的算法包括绝对平方差, 这些方法能够大大降低误匹配率^[7]。然而, 由于此类算法的特殊性, 在某些特殊领域有很大的局限性, 例如, 低纹理以及重复纹理等。因此, 随着研究的深入, 一些基于非参数变化的方法, 如 rank 变换和 census 变换被引入到匹配代价计算中^[8]。

在代价聚合中, 大部分代价聚合算法都隐含假设了代价聚合具有平滑性, 可以看成是在空间视差图上进行滤波^[9]。最简单的代价聚合方法是使用固定窗口, 如盒子滤波或者高斯滤波器。由于隐含的施加平滑度, 此类算法易造成深度边缘模糊的问题^[10]。随着研究的深入, 一些边缘保留滤波器被引入代价聚合中, 其中, 比较经典的是双边滤波^[11]和导向滤波^[12]。双边滤波器的计算量与其采用的核窗口的大小有关, 核窗口越大, 则滤波器计算量也越大, 要取得好的滤波效果往往需要采用大的核窗口。导向滤波器的计算量与核窗口的大小无关, 计算量相比双边滤波器小。然而, 以上聚合算法都是基于支持窗口内的聚合, 从而忽略了窗口外的像素信息, 通过此类算法得到的视差图还有待进一步完善。近年来基于图论的思想, Yang^[13]将核窗口扩展到整张图像, 提出了一种非局部成本聚合方法, 即在最小生成树上对代价进行聚合, 使得匹配精度和匹配效率进一步提高。在 Yang 等的基础上, Yao 等^[14]提出通过分段树来聚合代价的方法。这些基于整幅图像聚合代价的方法能比局部的滤波器取得更好的视差图。以上立体匹配代价聚合方法推动了立体匹配的发展, 使得立体匹配的精度进一步提高, 但目前存在一个问题: 多数是在图像的最大分辨率下进行处理, 而人类视觉系统是在多尺度空间中进行辨识物体, 受此启发, Zhang 等^[15]在文献中首次将高斯金字塔变换多尺度分解方法用于立体匹配代价聚合阶段的处理, 搭建了一个跨尺度的代价聚合框架, 有效地提高了采用局部算法得到的匹配率。

基于以上分析,本文提出一种基于 Spearman 相关性系数的多尺度代价聚合算法。在代价计算阶段,通过简化 Spearman 相关性系数得到两种衡量匹配代价的模型。在代价聚合阶段,从传统的原始单分辨率匹配扩展多尺度上的匹配,从而实现 Spearman 相关性系数与多尺度框架的融合。该方法相比其他算法,匹配精度得到了进一步的提高。

1 研究方法

1.1 匹配代价计算

在本文中,假定视差图是由经过校正后的立体图像对经过匹配获得。匹配代价是用来衡量不同视觉拍摄的两幅或者多幅同一场景不同图像在视差范围内对应像素点间的相似性。代价计算可看成是一种函数映射: $f: R^{W \times H \times 3} \times R^{W \times H \times 3} \rightarrow R^{W \times H \times L}$, 其中, W, H 分别表示图像的高和宽, 3 代表图像颜色通道, L 为最大视差。则对于立体图像对 I, I' 使用式(1)得到匹配代价图。

$$C = f(I, I') \quad (1)$$

对于原图的一个像素点 $p(x, y)$, 其中, x, y 表示像素坐标, 在视差为 l 时的匹配代价记为标量 $C(p, l)$ 。现有匹配代价方法一般通过两种基元来计算 $C(p, l)$, 分别为单像素基元和窗口基元。IG(intensity+gradient)算法是基于单像素基元, 计算公式为

$$C(p, l) = \alpha \min(\|I(p) - I'(p_l)\|, \tau_1) + (1 - \alpha) \min(\|\partial_x I(p) - \partial_x I'(p_l)\|, \tau_2) \quad (2)$$

式中: $I(p)$ 表示图像 I 中像素点 p 的像素值; ∂_x 表示 x 方向的像素梯度; τ_1 和 τ_2 分别为像素和梯度的截断阈值参数; p_l 是右图中与 p 相差视差为 l 的图像坐标; α 为调和参数。

常见的基于窗口基元的匹配代价计算方法包括 rank 变换和 Census 变换, 这些都是基本的变换方法, 在此不作阐述。

1.2 所提算法描述

Spearman 相关性系数用来衡量 2 个相同大小序列的相关性。对于大小为 n 的序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 它们之间的 Spearman 相关性系数可以用一个单调函数 $\rho(X, Y)$ 表示。

$$\rho(X, Y) = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (3)$$

式中: d_i^2 表示序列 X, Y 中相应元素 x_i 和 y_i 等价差异的平方; Spearman 相关性系数的取值范围为

-1~1 之间, 系数越大, 则相关性越强。

在立体匹配中, 通常使用匹配代价来衡量匹配的程度, 即匹配代价越小, 则匹配的程度越高。因此, 用最大值 1 减去系数即可得到匹配代价。将以 p 和 p_l 为中心的 2 个支持窗口内像素集看作是 2 个序列, 则匹配代价可表示为

$$C(p, l) = \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (4)$$

当进行代价匹配时, 支持窗口大小一定, 则 n 为常数, 因此, 对式(4)进一步等价可以得到最终的两种形式的匹配代价, 即式(5)和式(6)。

$$C(p, l) \equiv \sum d_i^2 \quad (5)$$

$$C(p, l) \equiv \sum \|d_{il}\| \quad (6)$$

将式(5)和式(6)看作是基于一 Spearman 的代价匹配算法, 即简化 Spearman 的代价计算方法。由于该算法采用相关性作为匹配代价计算的基石, 因此, 其对光照干扰有较强的稳健性。但是, 在低纹理和弱纹理等区域, 其匹配代价还有待提高。在立体匹配中, 大部分的局部算法都是在原始分辨率图像上进行匹配, 这些方法能够取得较好的匹配效果, 然而其在低纹理等区域的误匹配率高。考虑到人眼观察事物过程是一种由模糊到清晰的过程, 因此, 将 Spearman 算法与多尺度框架进行融合, 称此算法为 Spearman 融合算法(S-Spear), 现介绍具体过程。

输入: 立体彩色图像对 I, I' 。

a. 建立高斯金字塔或者拉普拉斯金字塔 I^s, I'^s , 其中, s 是金字塔的层数, $s \in \{0, 1, \dots, S\}$;

b. 在每一层中, 通过式(5)或式(6)得到初始匹配代价图 C^s ;

c. 在每一层中, 通过代价聚合方法得到聚合后的匹配代价图 $\widetilde{C}^s$;

d. 通过以下公式得到最终的匹配代价

$$\hat{C}(p, d) = \sum_{s=0}^S A^{-1}(0, s) \widetilde{C}^0(p^0, d^0) \quad (7)$$

式中: A 为 $(S+1) \times (S+1)$ 的系数矩阵; $\widetilde{C}^0(p^0, d^0)$ 为第 0 层的聚合后的匹配代价。

输出: 基于原始尺寸图像的匹配代价。

最终通过 WTA(winner takes all)算法得到最终的视差图。

2 实验结果与分析

使用 Middlebury 立体匹配评估平台^[16]对所提算法以及相关算法进行评估。Middlebury 数据集有 2 个版本, 分别为 Middlebury 2.0 和 Middlebury 3.0。2.0 版本共有 31 个立体声对, 记为 M31。与 2.0 版本相比, 3.0 包含更复杂的场景。它提供了 30 个立体图像对, 分别为测试集和训练集, 每个图像集有 15 个图像对。在实验中仅使用训练集, 表示为 M15。使用误匹配像素的百分率(即绝对视差误差大于阈值的像素)作为评估标准。考虑到 2 个数据集的分辨率, 在 M31 使用 1 作为阈值, 在 M15 使用 2 作为阈值。实验主要由两部分组成: 一种是在没有成本聚合的情况下, 比较由各种匹配成本计算的视差图, 包括 Spearman 算法和融合方法 S-Spear; 另一种是比较相同成本聚合下匹配成本方法的匹配效果。

2.1 无代价聚合下匹配代价计算实验

选择基于梯度变换 (GRD)、Census 变换、基于 Spearman 算法 (Spear) 以及多尺度 Spearman 算法 (S-Spear) 作为实验测试对象, 在没有代价聚合方法的作用下, 比较各种算法的性能。选择 Middlebury 数据集集中的 M31 和 M15 作为测试数据, 以图像中非遮挡区域的匹配率 (Non-occ) 和全部图像的匹配率 (all) 作为测试算法性能的指标。数据集 M31 和 M15 所得测试数据如表 1 和表 2 所示。数据集 M31 中立体图像对 Venus 所得的实验结果如图 1 所示。

表 1 和表 2 的结果表明, 在数据集 M31 所得数据中, 所提 Spear 算法和 S-Spear 算法未经视差强化时在非遮挡区域的平均误匹配率 (Avg-non) 为 13.76% 和 11.29%, 所有区域的平均误匹配率 (Avg-all) 为 26.43% 和 24.34%。在数据集 M15 中, 误匹配率分别为 25.55%, 23.32%, 33.85% 和 30.96%。

表 1 在数据集 M31 上各代价计算方法所得测试结果

Tab.1 Results of the cost computation methods on M31

%

算法	Tsukuba		Venus		Teddy		Cones		M31	
	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Avg-non	Avg-all
GRD	12.46	11.30	37.03	38.91	46.39	52.72	45.53	53.08	43.14	53.17
Census	8.52	8.32	7.34	10.70	12.98	23.47	6.69	19.55	17.54	30.06
Spear	9.12	7.95	3.45	7.31	12.08	22.73	7.08	20.05	13.76	26.43
S-Spear	8.02	6.87	3.26	6.87	10.96	20.53	6.91	18.03	11.29	24.34

表 2 在数据集 M15 上各代价计算方法所得测试结果

Tab.2 Results of the cost computation methods on M15

%

算法	Adirondack		Motorcycle		Recycle		Teddy		M15	
	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Avg-non	Avg-all
GRD	56.34	60.51	61.56	65.36	57.38	60.16	57.95	62.12	71.40	74.60
Census	28.34	43.23	26.97	50.46	36.10	40.32	24.68	32.23	39.48	46.12
Spear	12.08	18.75	11.61	20.63	18.14	23.95	11.59	20.60	25.55	33.85
S-Spear	9.86	16.42	10.12	18.36	16.23	20.76	10.13	17.98	23.32	30.96

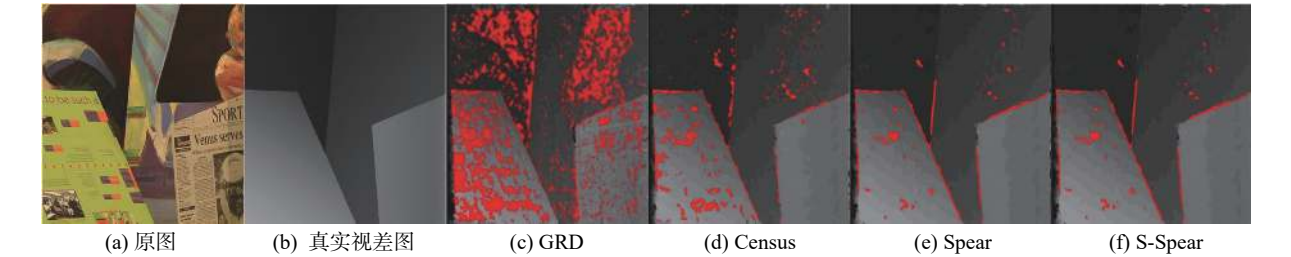


图 1 不同匹配代价算法所得的 Venus 图像对的视差图

Fig.1 Disparity maps of the Venus image pair for all cost computaion methods (without disparity refinement processing)

相比其他代价算法，所提 Spearman 算法和多尺度 Spearman 算法的误匹配率进一步降低。

几种代价方法与所提 Spear 算法和 S-Spear 算法的视差图对比如图 1 所示，可以看出，所提 Spear 算法与 S-Spear 算法的视差图中红色标记点（误匹配点）明显少于其他算法，在低纹理区域尤为明显。图 1(e)中误匹配点明显少于图 1(c)，说明基于 Spearman 算法的性能要优于 GRD 算法，原因是基于 Spearman 算法是基于窗口的匹配算法，在匹配精度上要优于 GRD 算法。图 1(e)中误匹配点明显少于图 1(d)，在低纹理区域尤为明显，说明基于 Spearman 算法性能优于 Census 算法，原因是基于 Spearman 算法的是衡量窗口之间的相关性，而 Census 算法则是简单地通过非参数变换得到最终的匹配代价。图 1(f)中误匹配点要少于图 1(e)，由于增加了尺度因子，其在各个尺

度进行了代价聚合，因此，多尺度的 Spearman 算法要优于 Spearman 算法。因此，所提算法在没有代价聚合时均表现出较好的匹配性能。

2.2 有代价聚合下匹配代价计算实验

在相同的代价聚合算法下，比较不同代价计算方法的性能。表 3~5 分别为采用盒子滤波、导向滤波和最小生成树进行代价聚合得到的实验数据。图 2 和图 3 显示了融合最小生成树进行代价聚合时，数据集 M15 中的 Motorcycle 和 Teddy 图像对所得的视差图结果。

表 3~5 的中结果表明，无论是在盒子滤波、导向滤波还是在最小生成树滤波下，所提算法的误匹配率都要比其他代价计算方法低。如在最小生成树聚合的作用下，所提 Spearman 算法和多尺度 Spearman 算法在数据集 M31 中非遮挡区域的平均误匹配率为 8.26% 和 7.98%，所有区域的平均误

表 3 盒子滤波作用下各匹配代价所得测试结果

Tab.3 Results of the cost computation methods with box filter aggregation

%

算法	Motorcycle		Recycle		Teddy		M15		M31	
	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Avg-non	Avg-all
GRD	10.41	19.36	15.56	21.13	10.83	19.74	28.23	36.15	20.17	31.55
Census	7.86	17.09	13.13	19.05	7.93	17.31	19.70	28.63	11.70	24.51
Spear	7.48	16.47	13.41	19.00	7.52	16.75	19.00	27.80	10.29	22.41
S-Spear	7.21	15.5	12.7	17.00	6.36	14.54	17.78	26.13	9.56	20.13

表 4 导向滤波作用下各匹配代价所得测试结果

Tab.4 Results of the cost computation methods with guide filter aggregation

%

算法	Motorcycle		Recycle		Teddy		M15		M31	
	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Avg-non	Avg-all
GRD	5.73	13.65	7.95	13.33	6.49	14.76	18.46	26.58	14.95	25.91
Census	5.32	13.85	7.84	13.96	5.97	15.28	15.76	24.24	9.43	21.96
Spear	4.34	12.03	7.14	12.42	5.11	13.65	15.00	23.00	9.15	20.77
S-Spear	4.00	10.91	6.24	11.20	4.49	11.95	13.12	18.52	8.79	18.67

表 5 最小生成树作用下各匹配代价所得测试结果

Tab.5 Results of the cost computation methods with the minimum spanning tree aggregation

%

算法	Motorcycle		Recycle		Teddy		M15		M31	
	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Non-occ	all	Avg-non	Avg-all
GRD	8.22	15.82	8.04	11.48	6.04	13.85	20.18	27.44	15.53	26.12
Census	5.61	13.67	6.56	11.29	5.16	14.03	16.80	24.60	10.37	22.57
Spear	3.99	11.61	6.16	9.76	4.00	12.07	15.44	22.51	8.26	19.37
S-Spear	3.80	10.31	5.66	9.36	3.68	11.78	13.45	17.39	7.98	18.26

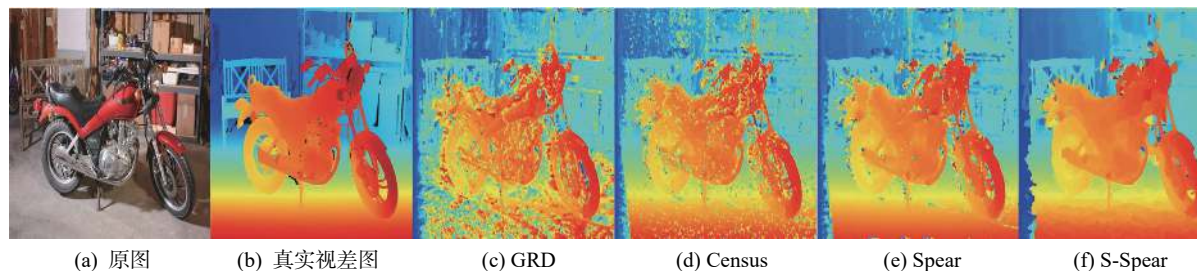


图 2 不同匹配代价算法所得的 Motorcycle 图像对的视差图

Fig.2 Disparity maps of the Motorcycle image pair for all cost computation methods (without disparity refinement processing)

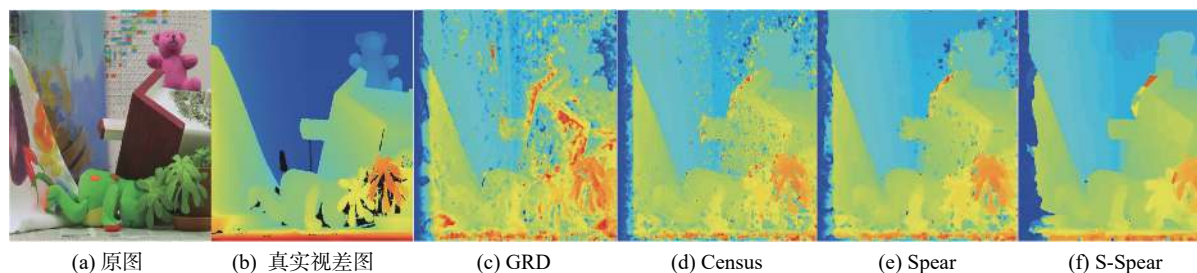


图 3 不同匹配代价算法所得的 Teddy 图像对的视差图

Fig.3 Disparity maps of the Teddy image pair for all cost computation methods (without disparity refinement processing)

匹配率为 19.37% 和 18.26%, 匹配效果进一步增强。图 3 展示了 M15 数据集中 Motorcycle 图像对所得的视差图, 3(e) 和 3(f) 是基于所提 Spearman 相关性系数和融合多尺度框架得到的视差结果图, 其视差效果要明显好于 GRD 和 Census 算法得到的视差图(图 3(c) 和 3(f)), 从图中可以明显看出所提算法得到的视差图更接近真实视差图。

3 结束语

提出了一种融合 Spearman 算法的多尺度立体匹配算法。在代价计算阶段, 通过 Spearman 算法的演变得到两种代价计算模型。在代价聚合阶段, 通过融合多尺度框架, 使得匹配精度进一步提高, 匹配的抗干扰能力进一步增强。实验结果表明, 所提算法在 Middlebury 测试平台上胜过其他代价计算方法。但是, 从误差标记的视差图可以看出, 所提算法在细节区域中精度还有待提高, 今后的研究将针对细节作进一步的研究。

参考文献:

- [1] ZHANG Z Z, WANG H, WU Q, et al. 3D shape reconstruction based on digital holography of stereo matching technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(11): 110901.
- [2] GU C, QIAN W X, CHEN Q, et al. Rapid head detection

method based on binocular stereo vision[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(1): 0108001.

- [3] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/3): 7–42.
- [4] HIRSCHMULLER H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 328–341.
- [5] ZHAN Y L, GU Y Z, HUANG K, et al. Accurate image-guided stereo matching with efficient matching cost and disparity refinement[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 26(9): 1632–1645.
- [6] THIEN T, BLANK T, LUNZ B, et al. Life cycle cost calculation and comparison for different reference cases and market segments[M]//MOSELEY P T, GARCHE J. Electrochemical Energy Storage for Renewable Sources and Grid Balancing. Amsterdam: Elsevier, 2015: 437–452.
- [7] FAUGERAS O, FUA P, HOTZ B, et al. Quantitative and qualitative comparison of some area and feature-based stereo algorithms[C]//Proceedings of International Workshop on Robust Computer Vision: Quality of Vision Algorithms. Karlsruhe: EPFL, 1992.
- [8] HOSNI A, BLEYER M, GELAUTZ M, et al. Local stereo matching using geodesic support weights[C]//Proceedings of the 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing. Cairo: IEEE, 2009: 2093–2096.

[9] 吕肃沈. 汽车4S店服务质量对顾客关系维系的影响研究[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2015.

[10] 何景师. 基于结构方程模型的O2O多渠道顾客感知价值与忠诚度研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2017, 39(4): 448–452.

[11] 苏如华. 服务质量、顾客满意度与顾客忠诚度关系的实证研究——以广东汽车品牌专卖店为例[D]. 杭州: 浙江工商大学, 2007.

[12] 杨敏. 汽车服务企业顾客满意度研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.

[13] BAGOZZI R P, FORNELL C, LARCKER D F. Canonical correlation analysis as a special case of a structural relations model[J]. *Multivariate Behavioral Research*, 1981, 16(4): 437–454.

[14] 苏荣海, 徐茂洲. 大学生现场观赏中超足球联赛意图和行为研究[J]. *应用心理学*, 2017, 23(2): 128–142.

[15] 薛捷, 张振刚. 动态能力视角下创新型企业联盟管理能力研究[J]. *科研管理*, 2017, 38(1): 81–90.

[16] KLINE R B. Principles and practice of structural equation modeling[M]. 4th ed. New York: Guilford Press, 2015.

(编辑: 丁红艺)



(上接第93页)

[9] FU L M, PENG G H, SONG W J. Histogram-based cost aggregation strategy with joint bilateral filtering for stereo matching[J]. *IET Computer Vision*, 2016, 10(3): 173–181.

[10] KIM K R, KIM C S. Adaptive smoothness constraints for efficient stereo matching using texture and edge information[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Image Processing. Phoenix: IEEE, 2016: 3429–3433.

[11] YOON K J, KWEON I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 650–656.

[12] RHEMANN C, HOSNI A, BLEYER M, et al. Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond[C]//Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence: IEEE, 2011: 3017–3024.

[13] YANG Q X. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]//Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence: IEEE, 2012: 1402–1409.

[14] YAO P, ZHANG H, XUE Y B, et al. Segment-tree based cost aggregation for stereo matching with enhanced segmentation advantage[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. New Orleans: IEEE, 2017: 2027–2031.

[15] ZHANG K, FANG Y Q, MIN D B, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching[C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 1590–1597.

[16] CAI J. Integration of optical flow and dynamic programming for stereo matching[J]. *IET Image Processing*, 2012, 6(3): 205–212.

(编辑: 石 瑛)