

基于表面局部最高点估计的明暗恢复形状算法

王学梅¹⁾ 徐安凤²⁾ 孙即祥¹⁾ 谭志国¹⁾

¹⁾(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073) ²⁾(南阳师范学院计算机系,南阳 473061)

摘要 基于数据逼近强约束的针图恢复算法是近年来提出的一种较为成功的从明暗恢复形状(shape from shading)的算法,但由于该算法在非垂直光线下得到的初始化针图的误差较大,并且不能保证法向量有解或有唯一解,为了解决SFS算法存在的问题,提出了一种改进的SFS算法。该改进算法从分析非垂直光线下图像梯度图与针图之间的关系入手,首先检测图像局部最亮点位置;然后根据照度方程估计表面局部最高点的位置,同时对梯度方向进行调整,并建立方程组;最后针对方程组解的不同情况,提出了相应的处理方法。改进后的算法,对于垂直光线和非垂直光线下情况同样有效,从而扩大了基于数据逼近强约束的SFS算法的适用范围。从合成图像和实际图像的实验结果可以看出,采用改进的算法可以得到比基于数据逼近强约束的算法更接近真实表面的初始化针图和初始化高度。

关键词 明暗恢复形状 强约束 针图 表面局部最高点估计 梯度方向调整

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)05-978-06

Shape from Shading by Estimating the Local Highest Points of Surface

WANG Xue-mei¹⁾, XU An-feng²⁾, SUN Ji-xiang¹⁾, TAN Zhi-guo¹⁾

¹⁾(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

²⁾(Department of Computer Science, Nanyang Normal University, Nanyang 473061)

Abstract Imposing data-closeness as a hard constraint to needle-map of surface is proved to be a successful approach of shape from shading(SFS) technique in recent years, but the initialization needle map of the algorithm is much different from the true one of surface when the light source direction is not vertical and the uniqueness of needle map cannot be ensured. Aiming at avoiding the drawbacks of the algorithm based on the hard constraint, a modified method is presented in this paper. After the relationship of image gradient map and surface needle map is analyzed, the positions of the local brightest points of image are firstly detected and the positions of the local highest points of surface are estimated according to the irradiance equation. Secondly, at each point, the gradient direction of image is updated and the equation group is set up. For different cases of the equations, corresponding solutions are presented in this algorithm. The modified algorithm is effective when the illuminant direction is either vertical or non-vertical and the applicability of the algorithm is improved. Experimental results on synthetic and real images show that much accurate initial needle map and height are obtained.

Keywords shape from shading(SFS), hard constraint, needle map, estimating of the local highest points, updating of gradient direction

1 引言

从明暗恢复形状(SFS)是计算机视觉中 3 维形状恢复问题的关键技术之一,其任务是利用单幅灰度图像中明暗变化来恢复其表面各点的相对高度或表面法向量等参数值,为进一步对物体进行 3 维重构奠定基础^[1-3]。

SFS 算法中有一类算法,是通过先得到表面各点的法向量(针图),再由针图恢复高度。在这类算法中,Worthington 和 Hancock 提出了一种新的 SFS 框架^[4],该框架一是利用模糊锥,将数据逼近性作为强约束条件;二是在针图恢复方面提供了新的约束条件。这个新的框架在较大程度上提高了 SFS 算法的准确性。通过引入此框架,文献[5]利用曲率信息和形状因子,从频域估计表面梯度,并对得到的梯度进行凸凹调整;文献[6]使用最大后验概率估计(MAP)来确定模型中 Lambertian 反射和镜面反射的分布。文献[7]在此框架的基础上,通过引入 Darboux 标架来得到针图。此外,此框架还在许多领域得到应用^[8-16]。

但由于文献[4]提出的数据逼近性强约束条件的 SFS 算法,在非垂直光线下得到的初始化针图的误差较大,并且不能保证法向量有解或有唯一解,为此,针对此算法存在的缺点,本文提出了一种改进的基于表面局部最高点估计的 SFS 算法。

2 基于数据逼近强约束的 SFS^[4]

为简化问题,传统 SFS 方法均进行了如下假设:(1)光源为无限远处的点光源;(2)反射模型为朗伯体表面反射模型(Lambertian surface model);(3)成像几何关系为正交投影。

若以摄像机坐标系为参照系,物体表面高度为 $z = z(x, y)$,则用单位矢量表示的光源方向为 $\mathbf{L} = (L_x, L_y, L_z)$,其中 $L_x^2 + L_y^2 + L_z^2 = 1$, $I(x, y)$ 是图像的点 (x, y) 的亮度, $R(p(x, y), q(x, y))$ 是反射图函数,其中, $p(x, y) = \partial z(x, y) / \partial x$, $q(x, y) = \partial z(x, y) / \partial y$ 分别表示在点 (x, y) 处,高度为 z 的表面在 x 方向和 y 方向的梯度值,单位法向量 $\mathbf{N} = (N_x, N_y, N_z) = (-p, -q, 1) / \sqrt{1 + p^2 + q^2}$ 。这样建立的朗伯体表面反射模型就可以表示为^[1-2]

$$R(p, q) = \eta \mathbf{N} \cdot \mathbf{L} \tag{1}$$

η 为朗伯体表面反射系数。不失一般性,设 $\eta = 1$,则图像照度方程为

$$\begin{aligned} I(x, y) = R(p, q) &= \mathbf{N} \cdot \mathbf{L} = \frac{pL_x + qL_y + L_z}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \\ &= N_x L_x + N_y L_y + N_z L_z \end{aligned} \tag{2}$$

为书写方便,省略坐标 (x, y) ,将 $I(x, y)$ 简写为 I 。

针对 Horn 和 Brooks 算法的两个主要缺陷(过度平滑导致细节丢失和无法精确选择权重因子),文献[4]引入了模糊锥(cone of ambiguity)的概念,即在表面上的每一点,满足图像的光照方程式(式(2))的法向量 \mathbf{N} 定义的一个以光线 \mathbf{L} 为轴线的锥体,且所有的可能解都在这个锥面上,其中模糊锥的张角 $\varphi = \arccos I$,则强约束条件就是满足照度方程式(式(2))。

设 m 表示迭代次数, $\tilde{\mathbf{N}}$ 表示 \mathbf{N} 按照某一方法更新后得到的法向量,则第 m 次迭代中,得到的每点的法向量 $\tilde{\mathbf{N}}^{(m)}$ 一般并不落在模糊锥上面,为了满足强约束条件,就需要将其旋转到模糊锥上面离 $\tilde{\mathbf{N}}^{(m)}$ 最近的地方(图 1)。

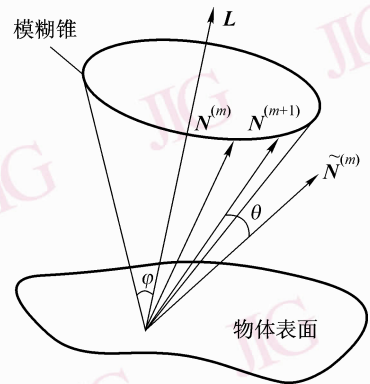


图 1 模糊锥与法向量更新示意图

Fig. 1 The cone of ambiguity and the updated surface normal

设 θ 为从 $\tilde{\mathbf{N}}^{(m)}$ 旋转到 $\mathbf{N}^{(m+1)}$ 旋转的角度,则可以得到

$$\theta = -\arccos\left(\frac{\tilde{\mathbf{N}}^{(m)} \times \mathbf{L}}{|\tilde{\mathbf{N}}^{(m)}| |\mathbf{L}|}\right) + \arccos I \tag{3}$$

令

$$c = \cos\theta \quad \tilde{c} = 1 - c \quad s = \sin\theta \quad (4)$$

$$(u, v, w)^T = \tilde{N}^{(m)} \times L \quad (5)$$

Θ 为从 $\tilde{N}^{(m)}$ 旋转到 $N^{(m+1)}$ 的旋转矩阵, 即

$$\Theta = \begin{pmatrix} c + u^2\tilde{c} & -ws + uv\tilde{c} & vs + uw\tilde{c} \\ ws + ur\tilde{c} & c + v^2\tilde{c} & -us + v\tilde{c} \\ -vs + uw\tilde{c} & us + v\tilde{c} & c + w^2\tilde{c} \end{pmatrix} \quad (6)$$

则可得

$$N^{(m+1)} = \Theta \tilde{N}^{(m)} \quad (7)$$

3 改进算法

基于数据逼近强约束的 SFS 算法中的初始化过程, 由于使得图像局限于垂直光线下, 因而限制了其应用。当光线不垂直时候, 则可能得到偏离真实针图较大的初始化针图, 而后续的处理很难改善这种情况, 因为后续处理都是基于局部的约束条件的, 不会改善整体失真的情况, 所以, 得到误差较小、失真较小的初始化针图是很关键的一步。

由于 SFS 问题是一个病态问题 (ill-posed problem), 即无法求得法向量的唯一解。基于数据逼近强约束的 SFS 算法的初始化过程就是加上初始法向量的投影与梯度的反向方向一致这个限制, 设法向量 N 在图像平面的投影为 a_N , $g = (g_x, g_y)$ 为图像灰度的梯度, 得以下 3 个约束:

$$\begin{cases} N \cdot L = I \\ |N| = 1 \\ N_x \cdot g_x = N_y \cdot g_y \end{cases} \quad (8)$$

并满足约束条件

$$\begin{cases} N_x \text{ 与 } g_x \text{ 反向, } N_y \text{ 与 } g_y \text{ 反向} \\ N_z > 0 \end{cases} \quad (9)$$

这个初始化方法主要存在以下两方面的问题:

(1) 当光线偏离垂直方向较大的时候, 由于 a_N 和 $-g$ 之间的误差可能较大, 因此得到的初始化针图误差就会较大;

(2) 式(8)中第 3 行这个约束的加入并不能保证方程有解或者有唯一解。

针对这两个问题, 本文对算法中的初始化针图

的方法在以下两个方面进行了改进。

3.1 梯度调整

假设表面的局部极值点是凸表面, 局部凸表面集合表示为 $C = \{c_k, k = 1, 2, \dots, N_c\}$, N_c 为集合 C 中局部凸表面的个数。每一个凸表面 c_k 对应一个局部表面最高点, 其在图像上的点为 H_k (图像平面上的坐标为 $[x_{H_k}, y_{H_k}]$); 凸表面 c_k 上也存在一点 B_k (图像平面上的坐标为 $[x_{B_k}, y_{B_k}]$), 使得该点是图像上的一个局部最亮点。当光线垂直照射的时候, H_k 和 B_k 的位置重合; 当光线不垂直照射的时候, H_k 和 B_k 位置一般不重合 (如图 2 所示)。由图 2 易知, $N_{H_k} = (0, 0, 1)$, $N_{B_k} = L$ 。设当前点为 P , 利用点 H_k 和 B_k 的信息, 将梯度旋转一个合适的角度, 使得其反向与真实法向量在图像平面的投影 a_N 尽量一致, 具体过程如下:

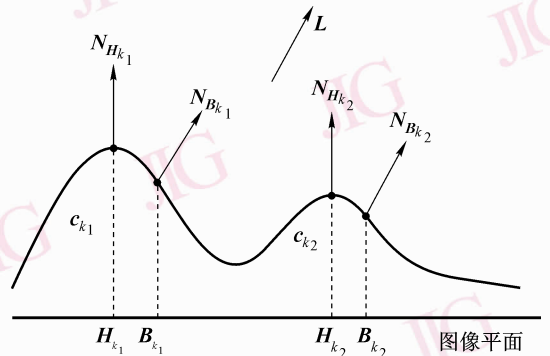


图 2 凸表面局部最高点和图像局部最亮点示意图

Fig. 2 The local highest point of the convex surface and the local brightest point of the image

(1) 找到图像的局部最亮点 B_k 的位置。

(2) 局部表面最高点位置的检测: 在点 B_k 的周围找到满足 $I = N \cdot L = L_z$ 的点。考虑到误差等因素, 可将其修正为

$$L_z - \delta(L_z) < I = N \cdot L < L_z + \delta(L_z) \quad (10)$$

其中, $\delta(L_z)$ 为与 L_z 有关的参数。根据凸表面的特征易知, 可取这些点中背离光线方向的最远的点作为 H_k 。

(3) 判断点 P 属于哪个凸表面, 当点 B_k 与点 H_k 之间的距离比较大的时候, 则表明凸表面的面积比较大, 反之亦反。判断条件为
如果

$$\frac{d(\mathbf{P}, \mathbf{H}_k)}{d(\mathbf{P}, \mathbf{H}_m)} < \frac{d(\mathbf{B}_k, \mathbf{H}_k)}{d(\mathbf{B}_m, \mathbf{H}_m)} \quad m = 1, 2, \dots, N_c; m \neq k$$

则 $\mathbf{P} \in \mathbf{c}_k$ (11)

其中, $d(\cdot)$ 表示两点在图像平面上的距离。

(4) 旋转梯度向量: 以点 \mathbf{P} 、 \mathbf{H}_k 和 \mathbf{B}_k 为顶点形成 $\triangle PBH$, 由此可以看出, \mathbf{g} 方向近似于 \overrightarrow{PB} 方向, 真实的法向量的投影 \mathbf{a}_N 方向近似于 \overrightarrow{HP} 方向, 若将 \mathbf{g} 从 \overrightarrow{PB} 方向旋转到 \overrightarrow{HP} 方向, 则旋转的角度 θ_g 可以根据三角形的边角关系得出。梯度的旋转矩阵为

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \cos\theta_g & \sin\theta_g \\ -\sin\theta_g & \cos\theta_g \end{pmatrix} \quad (12)$$

旋转后的梯度向量为 $\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{R} \times \mathbf{g}$ 。

3.2 方程组解的调整

即使是调整了梯度, 也要在式(9)的约束条件下对式(8)进行求解, 还需要考虑以下几种情况:

(1) 无解: 放弃式(8)中第3行这个约束。考虑两种解决方式: ①利用周围有解区域的信息, 通过某种方式(如利用曲率信息)进行插值; ②将当前点的信息和局部最高点的信息联系起来。本文选用了后者, 具体做法为, 设 \mathbf{A} 为由直线 \overrightarrow{HP} 和光线 \mathbf{L} 确定的平面, 在平面 \mathbf{A} 上, 将光线 \mathbf{L} 向 \overrightarrow{HP} 方向旋转 $\varphi = \arccos l$, 使其正好落在以 \mathbf{L} 为轴心的模糊锥上面(图3), 即令

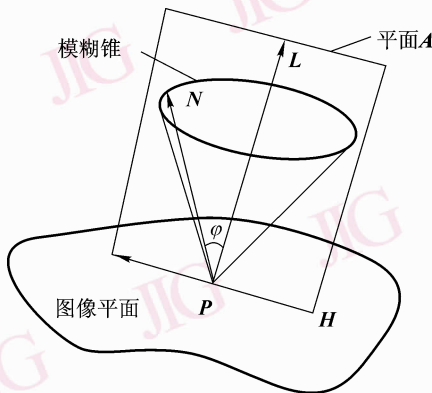


图3 方程组无解时处理示意图
Fig.3 The cone when the equation group has no solution

$$c = \cos\varphi \quad \tilde{c} = 1 - c \quad s = \sin\varphi \quad (13)$$

$$(\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w})^T = \mathbf{L} \times \overrightarrow{HP} \quad (14)$$

则

$$\mathbf{N} = \mathbf{OL} \quad (15)$$

(2) 一个解: 直接取此解即可。

(3) 两个解: 任取其一就可以。对合成图像, 如果点 $\mathbf{P} \in \mathbf{c}_k$, 光线在图像平面上的投影用 \mathbf{a}_L 表示, 用以 \mathbf{a}_L 的垂直线的方向为斜率的过点 \mathbf{H}_k 的直线来将凸表面 \mathbf{c}_k 区域分为两部分, 则法向量的 z 方向分量 N_z 在靠近入射光线的区域内取两个解中的较大值, 而在远离的区域内则取较小值。

4 实验结果和分析

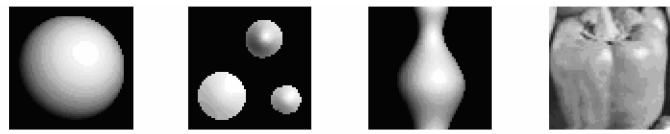
为验证本文算法的效果, 使用了3幅合成图像和1幅实际图像(如图4(a)所示)进行了实验。所有图片的大小都是 64×64 pixels, 合成图像的非垂直光线 $\mathbf{L} = (0.3015, 0.3015, 0.9045)$ 。真实针图是由真实的表面高度求偏导得出。实际图像是pepper图像, 文献[17]给出其光线方向为 $\mathbf{L} = (0.5418, 0.4541, 0.7073)$ 。从初始化针图来恢复初始化高度的公式为^[18]

$$Z(u, v) = \frac{-juP(u, v) - jvQ(u, v)}{(1 + \lambda)(u^2 + v^2) + \mu(u^2 + v^2)^2} \quad (16)$$

其中, $Z(u, v)$, $P(u, v)$, $Q(u, v)$ 分别是 $z(x, y)$, $p(x, y)$, $q(x, y)$ 的傅里叶变换。

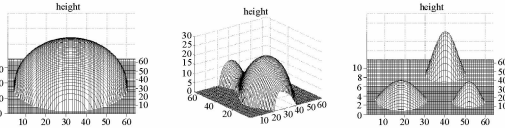
对于图4第1列的半球形表面, 本文算法恢复的初始化针图已经很接近真实针图; 对于第2列的倒钟形表面, 右上角的那个倒钟形, 本文算法与基于数据逼近强约束的SFS算法的恢复效果差别不大, 因为它的细长形状使得最高点和最亮点的位置差别很小, 梯度调整的结果也不明显, 从而导致恢复的初始化针图结果也就与真实的针图差别较大; 对于第3列的花瓶表面, 在瓶颈处, 本文算法和真实针图的误差比较大, 这是因为本文假设表面为半球形, 而花瓶瓶颈处为鞍点, 从而导致误差较大。对于第4列的pepper图像, 只得到了大体轮廓, 其主要原因是pepper表面较复杂, 存在很多鞍点和凸点, 这与算法假设表面为半球形不一致, 而且实际图像的摄取受到许多因素的影响, 导致与对SFS问题的简化假设不一致, 如实际投影为透视投影、光源不是真正的点光源、反射模型不一定是Lambertian模型等等。

从实验结果可以看出, 改进的算法得到的初始化针图, 比基于数据逼近强约束的SFS算法得到的初始化针图更接近真实针图, 恢复的高度已经比较接近真实的表面高度。

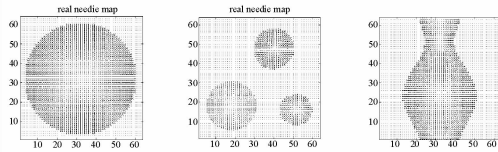


半球形 倒钟形 花瓶 pepper

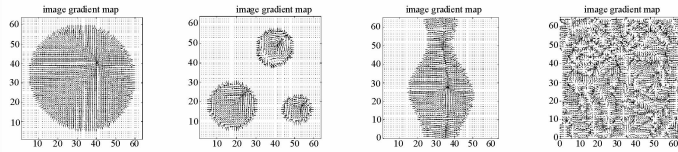
(a) 灰度图像



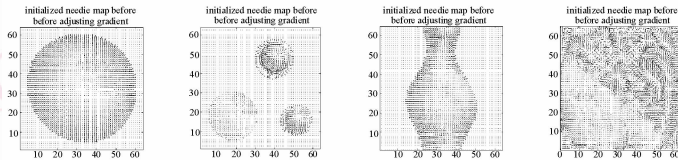
(b) 真实表面高度



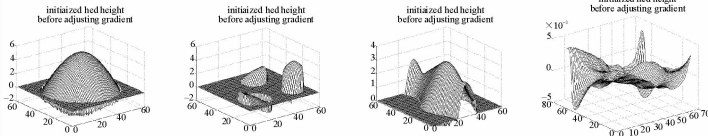
(c) 真实针图



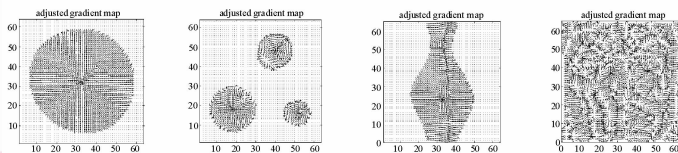
(d) 图像梯度



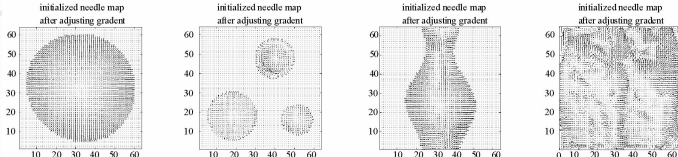
(e) 基于数据逼近强约束的SFS算法的初始化针图



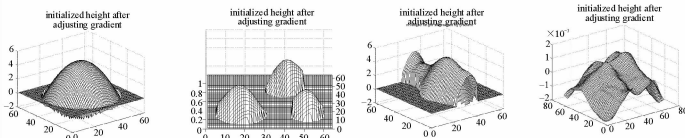
(f) 基于数据逼近强约束的SFS算法的初始化高度



(g) 调整后的梯度



(h) 本文算法的初始化针图



(i) 本文算法的初始化高度

图 4 实验结果

Fig. 4 Results

5 结 论

基于数据逼近强约束的 SFS 算法在非垂直光线下得到的初始化针图的误差较大,并且不能保证法向量有解或有唯一解。针对此算法存在的缺点,本文提出了一种改进的基于表面局部最高点估计的 SFS 算法,同时介绍了改进算法的具体实现方法,从而完善了基于数据逼近强约束的 SFS 算法。实验结果证明,改进的算法不仅扩大了基于数据逼近强约束的 SFS 算法的适用范围,并且得到了比较满意的表面高度恢复结果。下步工作将考虑把表面特征和针图恢复结合起来,以增强 SFS 算法的灵活性。

参考文献 (References)

- Brooks M J, Horn B K P. Shape and source from shading [A]. In: Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence [C], Los Angeles, CA, USA, 1985:932-936.
- Horn B K P, Brooks M J. The variational approach to shape from shading [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1986, **33**(2):174-208.
- Horn B K P, Brooks M J. Shape from Shading [M]. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1989.
- Worthington P L, Hancock E R. New constraints on data-closeness and needle map consistency for shape-from-shading [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, **21**(12):1250-1267.
- Castelán M, Hancock E R. Acquiring height maps of faces from a single image [A]. In: 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission [C], Thessaloniki, Greece, 2004:183-190.
- Ragheb H, Hancock E R. A probabilistic framework for specular shape-from-shading [J]. Pattern Recognition, 2003, **36**(2):407-427.
- Ragheb H, Hancock E R. Darboux smoothing for shape-from-shading [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, **24**(1-3):579-595.
- Bors A G, Hancock E R, Wilson R C. Terrain analysis using radar shape-from-shading [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, **25**(8):974-992.
- Ribeiro E, Robles-Kelly A, Hancock E R. Detecting multiple texture planes using local spectral distortion [J]. Image and Vision Computing, 2002, **20**(9-10):739-750.
- Smith W A P, Robles-Kelly A, Hancock E R. Facial view synthesis from a single using shape from shading [A]. In: Proceedings of 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission [C], Thessaloniki, Greece, 2004:510-517.
- Worthington P L, Hancock E R. Coarse view synthesis using shape-from-shading [J]. Pattern Recognition, 2003, **36**(2):439-449.
- Worthington P L. Novel view synthesis using needle-map correspondence [A]. In: Proceedings of 13th British Machine Vision Conference [C], Wales, UK, 2002:718-727.
- Worthington P L, Hancock E R. View synthesis from needle-maps [A]. In: 15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'00) [C], Barcelona, Spain, 2000, **4**:110-113.
- Worthington P L, Hancock E R. Histogram-based object recognition using shape-from-shading [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hilton Head Island, SC, USA, 2000, **1**:643-648.
- Worthington P L, Hancock E R. Region-based object recognition using shape-from-shading [A]. In: Proceedings of 6th European Conference on Computer Vision [C], Dublin, Ireland, 2000:455-471.
- Worthington P L, Hancock E R. Object recognition using shape-from-shading [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, **23**(5):535-542.
- Zhang R, Tsai P S, Cryer J E, *et al.* Analysis of shape from shading techniques [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Seattle, WA, USA, 1994:377-384.
- Wei T, Klette R. Height from Gradient Using Surface Curvature and Area Constraints [A]. In: Proceedings of 3rd Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing [C], Ahmedabad, India, 2002:204-210.