

指导教师： 杨涛

提交时间：

 2015-3-29

The task of
Digital Image Processing

数字图像处理

School of Computer Science

No: 1

姓名： 李靖

学号： 2012302554

班号： 10011208



使用约束二元回归来解决一般各向同性表面的光度立体法
文摘

本文提出了一种光度立体方法是用纯粹的像素宽，以稳定的方式处理一般的各向同性面。按照最近提出和瓣各向同性反射功能的表示，我们构建那里的回归函数是由平滑的，二元 Bernstein 多项式来逼近约束二元回归问题。未知法线矢量是从未知反射功能中分离的，通过考虑图像形成过程的逆表示形式，那么我们就可以精确地通过求解一个简单而有效的二次规划问题计算未知表面法线。广泛的评估表明最先进的性能使用合成和真实世界的影像是正在进行。

1. 介绍

光度立体视觉预测在不同的照明条件下，物体表面法线的外观变化。自从伍德姆第一次介绍朗伯场景光度立体，延伸到现实世界表现出超越朗伯模型多样性，这已经引起了广泛的兴趣。

传统上，某些参数反射模型是假设反向解决光度立体问题。其中最流行的一类是假定一个基本的朗伯模型，但增强与异常检测处理所有非朗伯区域的场景。这种策略对于阴影和图像噪声是数值稳定且相对稳健，但复杂的反射如粗糙镜面反射可能是极具破坏性的，与第一类相反的，第二类方法对非朗伯反射异常使用非线性双向反射分布函数（BRDF）。虽然这些方法更能够处理各种各样的物体，包括粗糙的表面，但它们可能遭受到的数值不稳定性来源于复杂的非线性优化。

不是显式建模的参数化形式的反射，反射的单调性最近已经集成在光度立体视觉的问题。Chandraker 和 Ramamoorthi 表明各向同性 BRDF 包含裂片的总和，其贡献于反射强度而单调减小的表面法线偏离远离方向上的反射波瓣被浓缩（即，被称为一个优选方向）。以下这句话，表面法线已经恢复正常，使用反射函数的单调性假设下该波瓣的数量是 1 并且其优选的方向是已知的（例如，在照明方向中，一半矢量）。虽然有效，但这些方法具有高度破坏性，当在优选的方向上的假设是不正确或反射函数是有两个或更多个波瓣时。此外，据我们所知，这两个方位角和仰角的同时估计从未通过强制的反射率函数，其具有优选方向是从照明矢量不同的单调性实现（注意，假设表面法线的方位角是已知的）。

本文通过强制的反射率函数单调性与未知叶数量和优先方向提出了光度立体算法的一般各向同性现场表面法线的准确估计。为了这个目的，二元反射模型开发在第 2 中，其中 pixelwise 出场是公由二元单调近似（因此可逆）的表面法线与照明方向之间的点积平滑函数和照明和观察方向之间。然后，我们可以考虑在图像形成过程中，其中的未知正常矢量从未知单调逆反射功能分离的逆表示。通过使用的 Bernstein 多项式参数化了后者，我们获得了一组在两个表面法线和反射参数的约束线性方程组，从而导致一个简单的，二次规划问题。

所提出的架构的好处，从一个有效像素明智优化，很容易适合于并行处理和不要求典型的平滑约束为对象结构和反射率，这可能会破坏精细细节的恢复。

2. 使用约束二元回归光度立体

在本节中，我们制定了光度立体的约束二元回归问题。今后，我们依靠以下假设：

- (1) 相机和对象之间的相对位置被固定在所有的图像。
- (2) 目的是通过一个点光源在无穷远，从不同的和已知的方向照射。
- (3) 相机视图是正交，并且辐射响应函数是线性的。

2.1 问题陈述

真实世界对象的多样化的外观可以通过 BRDF (ρ) 表示涉及所观察到的强度 I 在给定的点上的相关联的表面法线 $n \in \mathbb{R}^3$ ，传入的照明方向 $l \in \mathbb{R}^3$ ，和即将离去的观察方向 $v \in \mathbb{R}^3$ 通过 $I = \rho(n, l, v) \max(n^T l, 0)$ ，(1). 其中 $\max(n^T l, 0)$ 为附加阴影。有一个问题，光度立体恢复表面法线 n 的一个场景由反解方程 (1) 的集合 M 是观察在不同的照明条件下。请注意，除了未校准的光度立体视觉问题如 [8]， L 和 V 通常是已知的。

最近 chandraker 和 ramamoorthi [6] 提出了半参数的各向同性 BRDF 表示为和不同的 K 函数

$$\rho = \sum_{k=1}^K \rho_k(n^T \alpha_k). \quad (2)$$

这里 ρ_k 是 (未知) 的非线性函数，并且 α_k (即， $\|\alpha_k\| = 1$) 被称为优选的方向，沿其 ρ_k 集中。已知的物理上有效反射率函数满足以下要求。

- (L1) 单调性: $\rho_k^0 > 0$
- (L2) 非负性: $\rho_k \geq 0$.
- (L3) 传递彻底的由来: $\rho_k(0) = 0$.

Chandraker 和 Ramamoorthi [6] 已经表明，逆求解方程 (2) 根据已知的表面法线给出了各种各样的各向同性 BRDFs 好估计未经维度的魔咒痛苦。不幸的是，然而，求解方程 (2) 直接是极其困难的，因为在光度立体视觉问题的背景下有大量的未知参数，其中一些重合在相同的术语 (例如， n , α_k , ρ_k)。因此，大部分的常规光度立体算法假设反射功能的主要优先方向是独一无二的和已知的。

相反，这种做法，我们只能假设每个功能 (ρ_k) 的首选方向 (α_k) 躺在由照明跨越平面和观察方向为

$$\alpha_k = \frac{p_k l + q_k v}{\|p_k l + q_k v\|}, \quad (3)$$

其中, p_k 和 q_k 是非负未知数的值 (即 $p_k \geq 0, q_k \geq 0$)。 α_k 的自由度实际上是 1, 因为 $\|\alpha_k\| = 1$ 。 然后, 这个假设为我们提供了以下重要的结果。

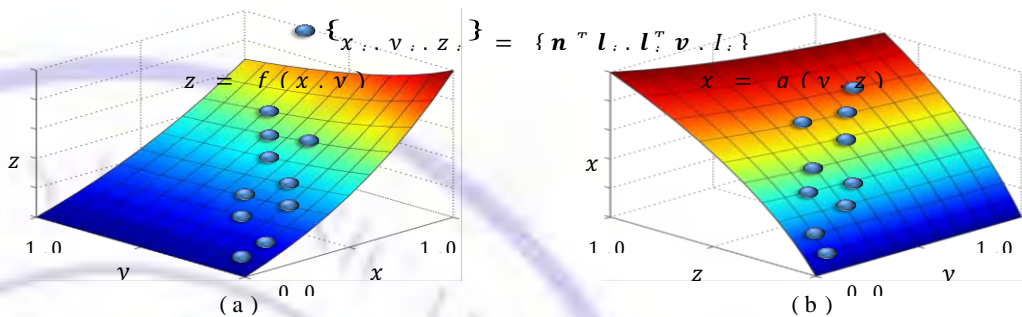
定理: 假设在一个表面点无阴影 (即, $\forall i \ n^T l_i, l_i^T v \geq 0$ 以及 $I_i \geq 0$, 其中 i 是光的指数) 和 $\rho(n, l, v)$ 在方程 (1) 具有方程 (2) 的形式。 其参数满足实际的有效的 BRDF 的要求 (L1) - (L3) 和方程 (3)。 然后, 它可以保证至少存在一个连续的二元函数 $f(x, y)$, $\forall x, y \in [0, 1]$, 其中满足 $f \geq 0, \partial f / \partial x > 0, \partial f / \partial y \leq 0$ 和 $\forall i \ I_i = f(n^T l_i, l_i^T v)$ 。

证明: 从公式 (3), $n^T \alpha_k$ 被变换成

$$n^T \alpha_k = \frac{p_k n^T l + q_k n^T v}{\sqrt{p_k^2 + q_k^2 + 2p_k q_k l^T v}} \quad (4)$$

在这里, 我们用 $\|l\| = \|v\| = 1$ 。 方程 (4) 示出了 $n^T \alpha_k$ 是非递减对于 $n^T l$ 与固定 $l^T v$ 和非递增对于 $l^T v$ 与固定 $n^T l$, 因为 p, q 都是非负常数的值和 $n^T v$ 是恒定的不同的灯光。 从 (L1), 可以保证每 $\rho_k(n^T \alpha_k)$ 也是非递减/非增对于 $n^T l$ 和 $l^T v$, 无论它们是否固定的。 将这些结果代入式 (1) 和式 (2), 可以证明 I 是单调增加对于 $n^T l$ 与固定的 $l^T v$, 和非增加 $l^T v$ 与固定 $n^T l$, 这意味着我们可以定义连续函数 $f(x, y)$ 满足 $f \geq 0, \partial f / \partial x > 0, \partial f / \partial y \leq 0$ 和 $\forall i \ I_i = f(n^T l_i, l_i^T v)$ 当 $I_i \geq 0$ 和 $\forall i \ 0 \leq n^T l_i, l_i^T v \leq 1$ 。

我们说明这个定理在图 1 (a)。 我们注意到, 假设 $f(x, y)$ 总是通过 Y 轴 (即, $f(0, y) = 0$) 不限制任何一种各向同性的 BRDF 表示由方程 (1) 因为 $I = n^T l \rho$



下面这个定理, 我们制定了光度立体的约束二元回归问题, 其图 1。(a): 集合 $\{x, y, z\} = \{n^T l, l^T v, I\}$ 在连续函数 $z = f(x, y)$ 满足 $\partial f / \partial x > 0, \partial f / \partial y \leq 0$ 和 $f(0, y) = 0$ 。(b): 三维点 f 也躺在反函数 ($x = g(y, z)$) 中。

$$I_i = f(n^T l_i, l_i^T v) \quad i = 1, \dots, m. \quad (5)$$

- (L4) 单调性 (X): $\partial f / \partial x > 0$ 。
- (L5) 单调性 (Y): $\partial f / \partial y \leq 0$ 。
- (L6) 非负: $f \geq 0$ 。
- (L7) 穿过 y 轴: $f(0, y) = 0$ 。

我们把公式 (5) 称为正向二元反射模型。这一提法的主要好处是, 我们并不需要明确地近似瓣 K 数量和他们的首选方向 α_k 。 然而, 有一个关键的问题, 未知参数即在同一术语的重合 n 和 f 。 我们克服了这个困难, 通过约束二元回归框架应用于方便, 逆向的成像模型。

2.2. 双变量逆反射模型

$f(x, y)$ (L4)严格单调性保证的功能, 给 $x = g(y, f(x, y)) = g(y, z)$, 其中符合以下要求。

(L8) 单调性 (Y): $\partial g/\partial y \geq 0$ 。

(L9) 单调性 (Z): $\partial g/\partial z > 0$ 。

(L10) 非负性: $g \geq 0$ 。

(L11) 穿越 y 轴: $g(y, 0) = 0$ 。

证明, 已为简洁起见省略了, 很明显通过观察图 1-(b) 可得出。从定义, 每个三维点 $\{x, y, z\} = \{n^T I_i, I_i^T v, I_i\}$ ($i = 1, \dots, m$) 躺在 f 也躺在 g 中如下。

$$n^T I_i = g(I_i^T v, I_i) \quad i = 1, \dots, m. \quad (6)$$

对于与方程 (5) 相反的方程, 我们称方程 (6) 为逆二元反射模型。我们的目标是现在更新恢复表面法线 n 和一个连续的二元函数 g 的一些形状的限制

(L8) - (L11)。等式 (6) 的基本优势, 是 n 和 g 的未知变量是分开的, 这有助于简化问题。

G 的约束限制了方程 (6) 的解空间, 但还仍然存在一对 n 和 g 是可行的解决方案, 因为它们是稀疏分布在 $\{y, z\}$ 的有效范围中。为了减少问题固有的模糊性, 我们进一步假设的参数化模型的逆元反射率函数 $g(y, z)$ 。鉴于方程 (6) 的左边是线性的未知法线向量 n , 为了计算简单, 我们想实施一个类似的线性在右边, 在我们的参数化表示 $g(I^T v, I)$ (我们省略下标为简单起见)。为此, 我们选择表达式 $g(I^T v, I)$ 为求和 p 已知非线性基函数 $g_k(I^T v, I)$ 由一个未知的系数向量加权 β , $[\beta_1, \dots, \beta_p]^T$, 导致表示非线性在 $I^T v$ 和 I , $g(I^T v, I)$ 是明显线性在 β 。

$$g(I^T v, I) = \sum_{k=1}^p \beta_k g_k(I^T v, I). \quad (7)$$

我们需要仔细选择 g_k 因为估算多元回归函数受形状的限制与紧凑的支持是具有挑战性的, 通常是非常耗时的。在这里, 我们采用了二元 Bernstein 多项式, 其中形状受限的回归函数的估计被表示为一个二次规划问题的求解, 使得它在计算上有吸引力的。此外, 伯恩斯坦多项式近似自然选择平滑功能是很少的计算量, 不像其他非参数回归函数 (例如, 平滑样条), 其中隐含强制 BRDF 的平滑。

二元伯恩斯坦多项式是由多个基函数组成的

$$b_{k_1, k_2}(x_1, x_2, N_1, N_2) = b_{k_1}(x_1, N_1) b_{k_2}(x_2, N_2),$$

$$b_{k_i}(x_i, N_i) = \binom{N_i}{k_i} x_i^{k_i} (1 - x_i)^{N_i - k_i} \quad (i = 1, 2), \quad (8)$$

在这里 $0 \leq x_i \leq 1$ 和 N_i 是 x_i 的多项式阶的话, 这将被选择作为函数的样本大小 m 。 ($N_i = o(m^{\gamma_i})$ 与 $\gamma_i > 0$ 经由流行 V 形折交叉验证方法适当选择, 如图)。我们变换 I_i ($i = 1, \dots, m$) 让它在 $[0, 1]$ 区间通过简单的线性方程 $I_i \leftarrow I_i / \max(I)$ 。注意当 $I_i^T v$ 自然在 $[0, 1]$ 上时, 我们只考虑 $v = [0, 0, 1]^T$ 和 $I_z > 0$ 。然后, g 的二元伯恩斯坦多项式近似表示为

$$\begin{aligned}
 x &= g(y, z) = \beta^T b_{N_y, N_z}(y, z) \\
 &= \sum_{k_y=0}^{N_y} \sum_{k_z=0}^{N_z} \beta_{k_y, k_z} b_{k_y, k_z}(y, z, N_y, N_z), \quad (9)
 \end{aligned}$$

where $b_{N_y, N_z} \triangleq [b_{0,0}, \dots, b_{N_y, N_z}]^T \in \mathbb{R}^{(N_y+1)(N_z+1) \times 1}$
 and $\beta \triangleq [\beta_{0,0}, \dots, \beta_{N_y, N_z}]^T \in \mathbb{R}^{(N_y+1)(N_z+1) \times 1}$.

不同的 B 样条的程序（这可能需要对系数二次约束），对平衡的形状的限制（例如，单调性，非负性）在方程（9）上很容易通过编码的线性约束，即 $A\beta \geq 0$ 和 $C\beta = 0$ ，其中 A, C 形状约束矩阵。以下，形状约束矩阵所需的我们的问题定义如下。

(1) 单调性: $\partial g / \partial y \geq 0$ 和 $\partial g / \partial z \geq 0$ 。(L8), (L9) g 的一阶偏导数相对于 y 的在等式（9）中可以表示为

$$\begin{aligned}
 &\partial g(y, z) / \partial y \quad (10) \\
 &= N_y \sum_{k_z=0}^{N_z} \sum_{k_y=0}^{N_y-1} (\beta_{k_y+1, k_z} - \beta_{k_y, k_z}) b_{k_y, k_z}(y, z, N_y - 1, N_z).
 \end{aligned}$$

从式（8）的定义，很容易证明，伯恩斯坦依据多项式是非负相对于 $0 \leq y, z \leq 1$ 。因此，非递减的约束（即， $\partial g / \partial y \geq 0$ ）是简单地通过执行 $\beta_{k_y+1, k_z} \geq \beta_{k_y, k_z}$ 实现。

非递减的约束相对于 z （即 $\partial g / \partial z \geq 0$ ）也以相同的方式实现的。线性约束的限制矩阵 $A_{mono} \beta \geq 0$ 被表示为 $A_{mono} = [A_y^T A_z^T]^T$ ，这是由于子矩阵

$R_{N_y}(N_z+1) \times (N_y+1)(N_z+1)$ 和 $A_z \in R_{N_z}(N_y+1) \times (N_y+1)(N_z+1)$ ，其中 A_r 确保对于函数 r 的单调性。请注意，严格单调性约束 $\partial g / \partial z > 0$ 降至 $\partial g / \partial z \geq 0$ 以便计算简单。

(2) 非负性: $g \geq 0$ 。(L10)

g 的非负性保证当 $\forall i \beta_i \geq 0$ ，因此，限制矩阵的线性约束为

$$A_{nonneg} \beta \geq 0 \text{ is as } A_{nonneg} \triangleq \text{diag}([1, \dots, 1]) \in \mathbb{R}^{(N_y+1)(N_z+1) \times (N_y+1)(N_z+1)}.$$

(3) 通过 Y 轴: $g(y, 0) = 0$ 。(L11)

从等式（8）的定义， $b_{k_y, k_z}(y, 0) = 0$ 对于所有 $k_z \neq 0$ 。因此

$$g(y, 0) = \sum_{k_y=0}^{N_y} \beta_{k_y, 0} b_{k_y, 0}(y, 0, N_y, N_z) \quad \text{当 } \forall k_y \beta_{k_y, 0} = 0 \text{ 时对于任意的 } y \text{ 变成 } 0$$

2.3 解决方法

通过替换等式(9)插入到逆二元反射模型。方程(6)就变成了 $n^T l_i = \beta^T b_{N_y, N_z}(l_i^T v, I_i)$
 $i = 1, \dots, m$, (11) 其中的 Bernstein 多项式的系数 (β) 是通过下面的
 方程限制:

$$A\beta = \begin{bmatrix} A_{mono} \\ A_{nonneg} \end{bmatrix} \beta \geq 0, C\beta = 0. \quad (12)$$

收集多种观察值在不同的照明方向下的相同像素。方程(11)可以合并为以下线性问题:

$$L^T n = B^T \beta. \quad (13)$$

这里 $B \triangleq [b_{N_y, N_z}(l_1^T v, I_1), \dots, b_{N_y, N_z}(l_m^T v, I_m)]$ 和 $L \triangleq [l_1, \dots, l_m]$. 通过
 合并未知的变量 (n, β) , 这个问题转化为 $Px = [L - B]^T x = 0$, (14), 这里

$x \triangleq [n_x, n_y, n_z, \beta_{0,0}, \dots, \beta_{N_y, N_z}]^T$ 和 n_x, n_y, n_z 是表面法线的三要素。为了不失

一般性, 我们可能会避免退化 $x = 0$ 解决方程(14)通过限制 $\sum_i x_i = 1$,

这意味着 $c^T x = 1$, 其中 $c = [1, \dots, 1]^T$. 由于外观的变化 (I_1, I_2, \dots, I_m) 在不同的
 照明条件下 (l_1, l_2, \dots, l_m) , 最佳的表面法线 (n) 和模型参数 (β) 是通过求解线

性约束问题中恢复 $\min_x \|Px\|_2^2, \quad \text{s.t. } \bar{A}x \geq 0 \text{ and } \bar{C}x = 0, \quad (15)$ 其中

$$\bar{A} \triangleq [0 \ A]; \quad \bar{C} \triangleq \begin{bmatrix} c^T \\ 0 \ C \end{bmatrix}. \quad \text{注意公式(5)可以由一般的二次规划有效解决。}$$

3 处理反光材料。

如果一个目标对象的反射服从公式(2), 我们通过求解方程(15)的方法
 合理地恢复物体的表面法线。然而, 我们的方法的一个限制是, 这种假设是不满
 足反射材料的, 那是观察在粗糙表面上, 等式(2)不具有对这种反射能力的表
 示。在反射材料的情况下, 我们的表面法线估计失败, 因为违反了(L5)中的通
 过在反射随着 $l^T v$ 增大的后向反射器的功率也增大行为。虽然它可能限制了可用
 的材料, 幸运的是我们已经发现, 我们的方法实际上仅通过扭转等式(15) (use
 (L8)' $\partial g / \partial y \leq 0$ instead of (L8)) 中 $l^T v$ 上的单调性约束的方向来处理反射
 材料。因为反射材料不影响 $n^T l$ 的单调性, 而它们统一在 $l^T v$ 在 BRDF 空间的单调
 方向上。当然, 问题是不知道的材料是反光或不反光。为了克服这个困难,
 我们提出了同时处理非和可以反光材料的实用方法。最重要的发现是, 当我们
 错误地限制问题, 回归通常会失败。因此, 在我们既有的约束下回归输出, 我们
 可以判断哪些约束是最佳的通过检查回归错误。然而, 我们的经验发现, 比较等
 式(15)回归误差工作, 因为柔性伯恩斯坦多项式通常被很好地拟合观测, 即
 使该约束是不正确的。相反, 我们计算下列线性回归误差 E , 为了选择最优的解
 决方案:

$$\tilde{a} = \arg \min_a \sum_{i=1}^m \|\hat{n}^T l_i - a l_i\|_2^2, \quad (16)$$

$$E = \sum_{i=1}^m \|\hat{n}^T l_i - \tilde{a} l_i\|_2^2. \quad (17)$$

这里， \hat{n} 是一个回收表面法线通过求解方程 (15)，根据在任意的两个方向的单调性约束为 $l^T v$ 。我们干脆选择了其中 E 是小的方向。这个策略很简单，但非常有效，因为我们将第 4 节展示。

4. 实验结果

在本节中，我们评估我们在合成和真实的图像数据的方法。所有实验均在 Intel 酷睿 i7-2640M (2.80GHz 的，单线程) 机 8GB RAM 进行，在 MATLAB 中实现的。为定量评价，我们产生一个前景面具球体的 32 位 HDR 图像 (256×256) 在不同的 BRDF 设置下：(A) 常见的物理现象或 BRDF 及 (B) 测得的 MERL BRDF 数据库 [14]。照明方向被随机从具有位于中心的对象的半球选中。另外，对于第三数据集，表示为 (C) 中，我们使用了真实图像用于定量评价我们的方法在实际的情况。对于每个数据集，阴影是通过简单的阈值移除其他作品，如 [16] (阈值阴影去除手动固定在算法，但在不同的对象)。因为地面实况表面法线在数据组 (A) 和 (B) 中提供，当我们使用这些数据集时定量评估我们的方法，通过回收正常映射和地面实况之间的角度误差。

4.1 合成的 BRDF 的评价。

我们使用在合成的图像数据集 (A) 计算的绩效下，使用五种常见 BRDFs 但在 100 种不同的灯光下产生。在这里，我们比较

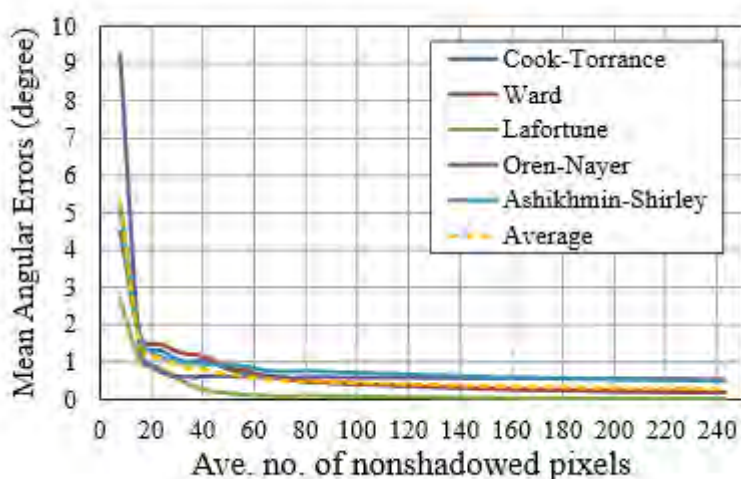


图 3 实验结果显示数据集 (A) 用不同数量的图像。一个公平的评价，我们显示平均的非阴影像素，加入我们的算法在 X 轴而不是图像的数量。

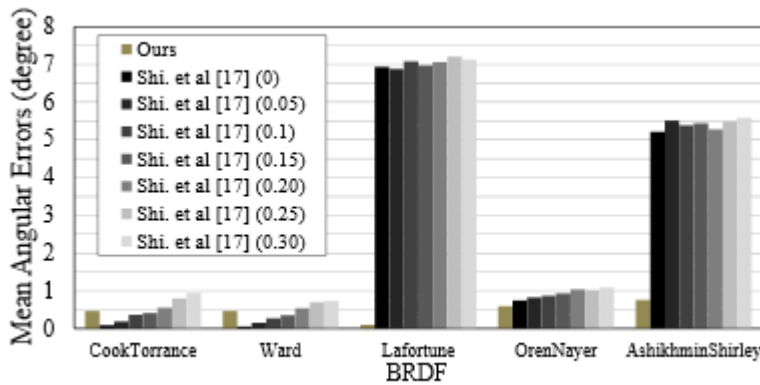


图 4 与[17]比较。括号中的值是加到真方位角地图的弧度值。嘈杂的方位地图是在[17]中使用。该标志被随机选择。

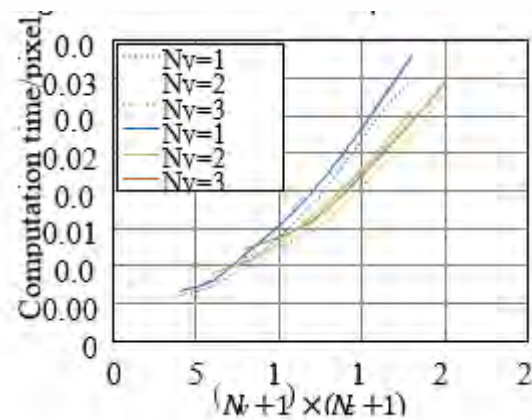


图 5. 评价的计算时间。我们说明了像素计算时间为 Bernstein 基函数及电灯的数量的一种组合。

我们的方法是用标准朗伯最小二乘回归为基础的方法 (LS) 和用最近朗伯稀疏回归与稀疏贝叶斯学习来实现的 (SBL) (λ 是固定的 10^{-6})。我们的方法也与最近的参数非朗伯光度立体法的二次反射模型 (BQ) 进行比较。在这个实验中, 我们固定 (N_x, N_z) 在方程 (11) (1, 5) 来审视我们对这些参数的方法的稳健性。评估具有不同频率, 我们首先使用观测频率变化呈现与在以前的工作, 只有工作于低频的反射率值使用的模型的比较我们的模型的灵活性评估我们的算法。在这里, 高频镜面反射是通过非阴影像素分别排在下面的 $T_{low}\%$ 的强度丢弃 ($10 \leq T_{low} \leq 100$)。

其结果如图 2 所示, 总体而言, 我们观察到, 我们的方法优于其它算法, 几乎所有频率的 Lafortune, Ashikhmin, 雪莉和奥伦 - 纳亚尔模型, 以及库克 - 托兰斯和沃德车型进行竞争与 SBL。由于我们的逆反射模型和简单 LTV 约束选择策略, 有趣的是, 我们的方法可以很好地用于在奥伦-纳亚尔模型具有强的回射的反射, 而且它也工作得很好, 当所有的频率都包含不同于其他方法。然而不幸的是, 我们的方法不工作时, 图像的数量是非常小的, 这将在下面讨论的工作中。有效的输入图像数

我们也评估我们的算法,用不同数量的图像来寻找所需是有效回收的有效数字。该结果显示在图 3 中,我们观察到,为了使算法工作所需的图像的最小数量约为 20 和超过 60 个是被要求为稳定重建的,因为我们的方法可能遭受来自过拟合,当输入图像的数量是非常小的。与另一个单调为基础的方法在这一节中的比较中,我们比较我们的方法与最近仰角估计算法[17]假设该主导反射波瓣指着半矢量方向。我们产生了地面实况方位角地图和方位角地图与一些弧度的错误,因为[17]需要方位角图作为输入,而我们的方法同时恢复正常的所有元素。从 0.05 变化到 0.3 弧度的误差加入到该地面实况方位角值,其中所述误差的符号被随机选择。其结果示于图 4,我们观察到当真正的方位角分别获得,在库克 - 托兰斯和沃德数据集[17]优于我们的方法。然而,由于错误的量增加时,差异变小,最后我们的方法优于[17]。如我们预期,[17]并没有为 Lafortune 和 Ashikhmin - Shirley 模型工作,因为这些模型假设违反他们的工作。

计算时间的评价

在这里,我们需要研究我们计算的计算时间。我们试图在方程 (9) 中找到 N_y 和 N_z 和 m 的各种组合,来解决我们的优化问题方程。方程 (11) 使用在 MATLAB 中 lsqmin 功能。评价结果显示于图 5。。这里,我们提出一个每像素的计算时间内解决一次的最优化问题。因此,实际的计算时间是两倍,在该图中,我们应用我们的算法两次来区分的反射材料。我们观察到,计算复杂性是依赖于基函数的数目,而不是照明的数量。

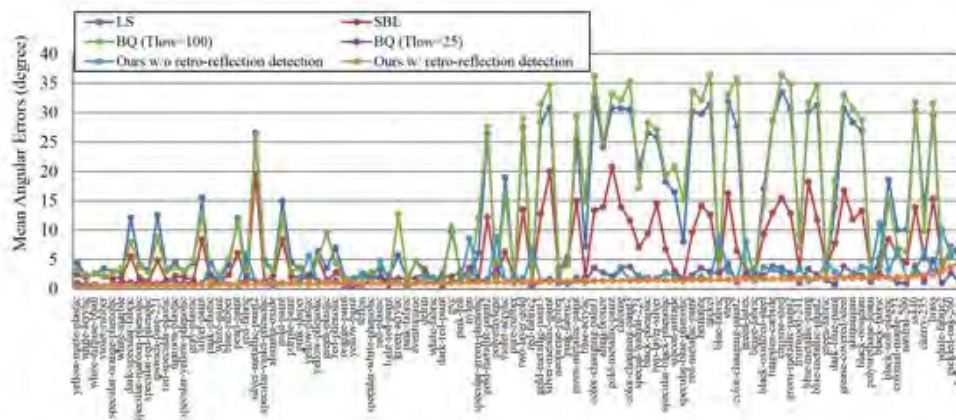


Figure 5. Comparison between different methods with dataset (B). Results are aligned in ascending order of the mean angular error of our method with the retroreflection detection algorithm.

4.2 与实测 BRDF 的评价。

在这里,我们评估我们的方法的性能数据集 (B)。我们的图像是生成在 300 个不同的照明和 100 种不同的材料下,来自梅尔 MERL BRDF 数据库[14]。在这个实验中,我们的方法也与 LS [20], SBL [11], 和 BQ [16]。LS, SBL 相比,和我们的方法观察所有频率而只有 BQ 与 $T_{low}=25$ 和 $T_{low}=100$, 模型最初被设计为表现低频观测。在这个实验中,我们固定 $N_y=3$ 和 $N_z=5$ 和执行我们的

方法使用/不使用反光检测算法描述在第 3 节中描述的，用以验证该过程的有效性。

结果如图 6 所示。我们观察到，我们的有效反射检测方法优于其他算法的最重要材料。BQ ($T_{low} = 25$)的一些材料是更有效的，但我们强调，我们的方法是能够处理在观察中的所有频率，因为我们灵活的反射模型，而 BQ ($T_{low} = 100$)不适用于大多数材料。我们还观察到，无向后反射检测方法的角误差均比我们的方法表现出强烈的反光检测，向后反射检测材料相对较大（例如，山鸟织物），这表明我们的反射检测算法工作的很好对于那些材料。最后，平均角度误差超过 100 的材料分别是 12.5 (LS)，6.2 (SBL)，13.1 (BQ, $T_{low} = 100$)，1.7 (BQ, $T_{low} = 25$)，2.4 (我们的方法没有反射检测)和 1.2 (我们的方法有反射检测法)。

4.3 真实图像的定性评价。

我们也评估我们的算法通过使用真实的图像：（1）100 个两面图像（该数据集是从 [21]），（2）100 个 *doraemon* 图像，和（3）44 个 *fatguy* 图像（这两图像数据集是从 [11]）。在这个实验中，我们比较了我们的算法与 LS [20]，SBL [11] ($\lambda = 10^{-1}$) 和 BQ [16] ($T_{low} = 25$ 和 $T_{low} = 100$)。请注意，我们的方法使用了一个向后反射的检测方案和我们固定 (N_s, N_r) 是 (1, 5)。对于每个数据集的阴影去除阈值是人工选择，但算法是固定的。

实验结果如图 7 所示。我们在这里展示了通过用固定规模的泊松方程来重建表面法线贴图和表面网格。我们观察到，我们的方法成功地估计平滑的和更合理的法线贴图和表面网格。我们也观察数据集 BQ ($T_{low} = 25$)的工作差，因为阴影不能由一个简单的阈值完全除去，因此观察低频分量是不可靠的。与之相反，我们的方法表现良好，因为我们的方法可以解释所有观察不丢弃信息的高频分量。

5, 结论。

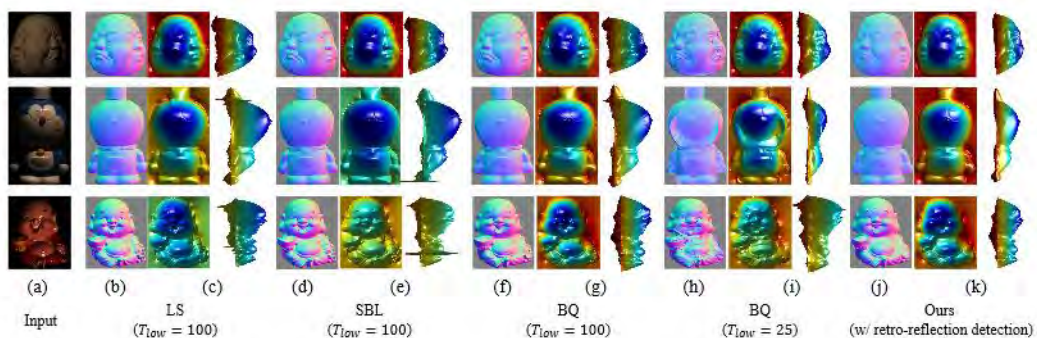


Figure 7. Experimental results using real data (*two-face*, *doraemon* and *fatguy*). We illustrate (a) example images of target objects, and normal maps recovered by (b) LS, (d) SBL, (f) BQ ($T_{low} = 100$), (h) BQ ($T_{low} = 25$) and (j) Ours (with a retro-reflective detection). We also show surface meshes generated from normal maps in (c), (e), (g), (i) and (k).

在本文中，我们提出了基于约束的二元回归光度立体视觉，它工作在各种各向同性的表面，通过利用各种条件的共享在实际有效的 BRDFs 中。我们的详细的实验结果表明我们的方法，对合成和真实数据是有最先进的性能。目前的限制是，

该方法执行一个全局单调约束方面的 I^r , 这可能不是真正的具有复古和镜面反射表面, 虽然他们很少在现实世界中观察到的。另一个限制是我们认为的影子提前被从图像中丢弃, 这可能在实际场景是不切实际的。为了缓解这种状况, 我们感兴趣数据清理方案用类似的方式[11]。

。

