

影を考慮した法線推定のための照明計画

谷川 央周^{1,a)} 川原 僚^{2,b)} 岡部 孝弘^{2,c)}

概要：様々な光源方向下で撮影された画像から物体表面の法線を推定する技術は、照度差ステレオと呼ばれる。一般に、影となる画素では法線の情報がほとんど得られないことから、影は法線推定の妨げとなる。そこで本稿では、影に頑健な照度差ステレオのための照明計画を提案する。提案手法では、影が対象物体全体の形状に依存することから、対象物体に依存して適応的に最適化された光源方向下の画像から法線を推定する。特に、物体表面の各点が線形独立な方向から照明されるように、光源方向の線形独立性、および、物体表面からの可視性に基づいて光源方向を最適化する。プログラマブルな照明を利用してオンラインの照明計画を実装し、少数の画像からの影に頑健な照度差ステレオを実現する。

1. はじめに

コンピュータビジョンにおいて、画像から対象物体の形状復元を行う技術は、重要なタスクの1つである。近年、形状復元に対する需要は商業用途だけでなく、3Dプリンタ、拡張現実などの個人用途においても高まりつつある。

形状復元の技術の1つに、異なる光源方向の下で観察される明るさに基づいて、物体表面の法線を推定する照度差ステレオがある。古典的な照度差ステレオ [15],[18] では、物体表面がランバート拡散反射モデルに従うことを仮定し、既知の光源方向および物体の濃淡から対象物体の法線を推定する。また、近年では非ランバート面や、未知の光源に拡張し、より多くの種類の物体やシーンでの形状復元を実現する方法が研究されており、照度差ステレオはコンピュータビジョンにおいて、最も活発なテーマの1つと言える [1],[14]。

本論文では、古典的照度差ステレオの拡張の1つであるカゲに着目し、カゲに対して頑健な照度差ステレオを提案する。一般にカゲは、物体表面の法線と光源方向のなす角が鈍角になることで生じる attached shadow と、他の物体により光源が遮られることで生じる cast shadow がある。カゲとなる画素に対しては、法線の情報量が増えないため^{*1}、適切な光源方向で物体表面を照らすことにより、物体表面の各画素が満遍なく照らされる必要がある。

最適な光源を設計する照明計画 [11] は、照度差ステレオの分野でも研究されてきた。Drbohav と Chantler[6] は、ノイズの伝搬に基づいて、照度差ステレオのための最適な光源方向を設計した。例えば、光源数3の場合は、3個の光源方向が直交するような光源方向が最適であると示した。しかし、この手法では最適な光源方向の設計にカゲは考慮されていない。

そこで本稿では、カゲに対して頑健な照度差ステレオのための動的な照明計画法を提案する。提案手法では、最適な光源方向で撮影された物体の画像を逐次的に追加することで、物体の法線を推定する。さらに法線推定のための最適な光源設計の際に、光源方向の可視性と線形独立性を考慮し、過去に撮影された物体の画像に基づいて最適な光源方向を設計する。また、プログラマブルに光源方向を制御できる液晶ディスプレイを光源とした照明計画を実現し、CG実験、および実画像を用いた実験により、本手法の有効性を確認した。

本論文の主な貢献は次の2点である。まず、カゲに対して頑健な照度差ステレオのための照明計画を提案する点である。提案手法では、過去の撮影画像、および推定結果を基に対象の被写体に応じた最適な光源方向を逐次的に追加する。さらに、プログラマブルな光源を用いた照明計画をオンライン方式で実現し、少数の画像から影に頑健な法線推定を実現する。

2. 関連研究

2.1 外れ値除去

カゲは attached shadow, cast shadow に関係なく、画素値がランバートモデルから外れているため、外れ値とし

¹ 九州工業大学大学院 情報工学府 先端情報工学専攻

² 九州工業大学大学院 情報工学研究院 知能情報工学研究系

^{a)} tanikawa.hirochika953@mail.kyutech.jp

^{b)} rkawahara@ai.kyutech.ac.jp

^{c)} okabe@ai.kyutech.ac.jp

^{*1} 光源方向を変えて撮影した多数の画像があれば、付着したカゲから法線を復元できることが知られている。[12]

て扱われる．そのため，撮影画像からカゲを検出し，法線推定の際に外れ値を検出する手法が多数提案されている．例えば，4 光源から最適な 3 光源を選択する手法 [2]，RANSAC (RANdom SAmple Consensus)[10],[13],[16]，グラフカット [3]，低ランクとスパースな行列に分解する手法 [8],[19] などを用いて，照度差ステレオのために撮影された画像からカゲを検出する手法が提案されている．

本論文の目的は，カゲに頑健な照度差ステレオを実現することである．しかし，この手法では，あらかじめ撮影された画像からカゲを検出するため，物体表面が十分に照らされた撮影画像が少ない場合に法線推定精度が悪くなる可能性がある．一方，提案手法では物体表面の法線を推定するために，各画素が十分に照明されるような光源方向を設計するため，カゲに対して頑健な法線推定が可能である．

2.2 深層学習

照度差ステレオにおいても，学習ベースのアプローチが一般になりつつある．そのため，非ランバートモデルに対しての照度差ステレオや，未校正照度差ステレオのための学習ベースの手法 [4],[5],[17],[20] は数多く存在する．反射特性は局所的に記述できるため，確かに学習ベースのアプローチは非ランバートモデルの反射特性を持つ物体に対して有効である．しかし，cast shadow は物体全体の形状に依存する非局所的な効果である．よって，膨大な学習データが必要となるため，学習ベースのアプローチでは cast shadow を効率的に取り扱うことが困難である．また，近年では Ikehata[7], Li ら [9] は観測マップにカゲを組み込むことで，学習ベースのアプローチにおいてカゲを効率的に扱う方法を提案している．彼らの目的は，従来のアプローチと同様に，法線推定の対象からカゲとなる画素を除去することである．一方本論文では，物体表面の法線推定に必要な情報を十分得られるようにするため，物体表面を照らすことに焦点を当てる．

2.3 照明計画

Drbohlav と Chantler[6] は照度差ステレオのための最適な光源配置を求めてきた．具体的には，画素値のノイズと法線誤差の関係をノイズの伝搬から明らかにし，光源数ごとに最適な光源方向を設計した．しかし，この手法では物体の形状によらず先験的に最適な光源方向を設計しているため，物体全体の形状に依存するカゲの考慮が出来ていない．これに対し，本稿ではノイズの伝搬に加え，カゲを考慮した光源方向の最適化を行う．特に，カゲは物体全体の形状に依存するため，過去に撮影された物体の画像に基づいて，最適な光源方向を動的に設計する．

3. 提案手法

3.1 照明計画

本稿では，物体表面の各画素が十分に照らされるように，最適な光源方向から物体表面を照明し，カゲに頑健な法線推定を行うことを目的とする．そこで，過去に撮影した画像から最適な光源方向を逐次的に求め，その最適な光源方向から新たに画像を撮影，追加を行う．ここで，提案手法の流れは下に示す通りである．

- (1) 初期光源を 3 方向選択し，各光源方向で物体を撮影する
 - (2) 画素から，法線推定精度が最も悪い画素を探す
 - (3) 推定精度が最も悪い画素に対し，表面法線推定精度を向上させる最適な光源方向を設計し，その最適な光源方向で物体を撮影する
 - (4) (2),(3) を繰り返す
- 操作 (4) の後，追加された光源方向，および撮影画像を用いて法線推定を行う．

3.2 カゲを考慮した法線推定

この節では，カゲが含まれる画像から照度差ステレオ法を用いて法線推定を行う方法を記述する．まず， p 番目 ($p = 1, 2, 3, \dots, P$) の画素， k 番目 ($k = 1, 2, 3, \dots, K$) の光源方向における画素値を i_{pk} とする．照度差ステレオでは物体表面がランバート拡散反射モデルに従うことを仮定しているため，画素値 i_{pk} は， k 番目の光源強度 s_k ，光源方向 $\mathbf{l}_k$ ，画素 p における法線 $\mathbf{n}_p$ ，反射率 ρ_p ，および可視性 v_{pk} を用いて

$$i_{pk} = v_{pk} s_k (\mathbf{l}_k \cdot (\rho_p \mathbf{n}'_p)) \quad (1)$$

で表すことができる．ここで可視性 v_{pk} は，画素 p を k 番目の光源が照らしていれば 1 を，照らしていなければ 0 である．さらに，光源数が K のとき，画素 p に着目したときの式 (1) は，行列を用いて

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} i_{p1} \\ i_{p2} \\ \vdots \\ i_{pK} \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} v_{p1} s_1 \mathbf{l}_1^T \\ v_{p2} s_2 \mathbf{l}_2^T \\ \vdots \\ v_{pK} s_K \mathbf{l}_K^T \end{pmatrix} (\rho_p \mathbf{n}_p) \\ &= \begin{pmatrix} v_{p1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & v_{p2} & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & 0 & \cdots & v_{pK} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1 \mathbf{l}_1^T \\ s_2 \mathbf{l}_2^T \\ \vdots \\ s_K \mathbf{l}_K^T \end{pmatrix} \mathbf{n}'_p \quad (2) \end{aligned}$$

と書き直せる．また，式 (2) を画素値を並べたベクトル $\mathbf{i}_{pK}$ ，光源の可視性を表す行列 $\mathbf{V}_K$ ，および光源強度 $\times$ 光源方向を並べた行列 $\mathbf{L}_K$ を用いて

$$\mathbf{i}_{pK} = \mathbf{V}_{pK} \mathbf{L}_K \mathbf{n}'_p \quad (3)$$

と書き直す。したがって、 $\mathbf{n}'_p$ は、行列 $\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K$ の擬似逆行列 $(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^+$ を用いて

$$\begin{aligned}\mathbf{n}'_p &= (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^+ \mathbf{i}_{pK} \\ &= \{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^T (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)\}^{-1} (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^T \mathbf{i}_{pK}\end{aligned}\quad (4)$$

と求められる。最後に

$$\mathbf{n}_p = \frac{\mathbf{n}'_p}{\|\mathbf{n}'_p\|}\quad (5)$$

を計算し、大きさを 1 に正規化することで画素 p の法線 $\mathbf{n}_p$ を算出できる。

なお、 $\mathbf{V}_{pK}$ を単位行列とすると、式 (4) の法線推定式は、カゲを考慮しない場合と同じになる [6]。

3.3 推定精度が最悪な画素の選択

Drbohlav と Chantler[6] と同様に、ノイズ伝搬解析によって法線の精度を推定することが可能である。推定された法線を $\mathbf{n}_p$ 、法線の真値を $\bar{\mathbf{n}}_p$ とする。さらに、式 (6) で定義される法線の分散共分散行列を考える。

$$\Sigma = E[(\mathbf{n}_p - \bar{\mathbf{n}}_p)(\mathbf{n}_p - \bar{\mathbf{n}}_p)^T]\quad (6)$$

ここで、 $E[\]$ は期待値を表す。

さらに、観測された画素値 $\tilde{i}_{pk}$ が加法性ノイズ δ_{pk} の影響を受けているとする。すると、画素値の真値 i_{pk} と観測された画素値 $\tilde{i}_{pk}$ の関係は式 (7) で表される。

$$\tilde{i}_{pk} = i_{pk} + \delta_{pk}\quad (7)$$

ここで、 $\delta_p = (\delta_{p1}, \delta_{p2}, \delta_{p3}, \dots, \delta_{pK})^T$ とし、平均 0、分散 σ^2 の独立同分布のノイズを仮定する。すると、式 (6) は

$$\begin{aligned}\Sigma &= E\left[\{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^+ \delta_p\} \{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^+ \delta_p\}^T\right] \\ &= \sigma^2 (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^+ \{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^+\}^T \\ &= \sigma^2 \{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^T (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)\}^{-1}\end{aligned}\quad (8)$$

と書き換えられる。さらに平均 2 乗誤差 (MSE) は分散共分散のトレースに比例するため、推定法線の MSE は

$$\text{MSE} \propto \text{trace}[\{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^T (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)\}^{-1}]\quad (9)$$

で求められる。そこで、提案手法では法線推定精度が最も悪い画素 $\hat{p}$ を

$$\hat{p} = \arg \max_p \text{trace}[\{(\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)^T (\mathbf{V}_{pK}\mathbf{L}_K)\}^{-1}]\quad (10)$$

で求める。なお、直感的にはある画素を照らしている光源の数が少なく、なおかつ線形独立性の小さい光源から照らされる画素ほど平均 2 乗誤差が大きくなる。なお、 $\mathbf{V}_{pK}$ が K 次の単位行列、つまりカゲを考慮しない場合、平均 2 乗誤差は Drbohlav と Chantler[6] の結果と同じになる。

3.4 最適な光源方向の設計

ある物体に対して K 枚の画像を撮影し、式 (10) を用いて $\hat{p}$ 番目の画素が法線推定精度が最も悪い画素として選択されたとする。本稿では、 $\hat{p}$ 番目の画素の法線精度を向上させるために、最適な光源方向、つまり $K+1$ 枚目の画素を撮影する際に照らす光源方向を設計する。ここで最適な光源方向は、 $\hat{p}$ 番目の画素を照らし、なおかつ過去 K 個の光源の中から最も大きな線形独立性を持つ必要がある。

第 1 章で述べた通り、本稿ではプログラマブルな光源として LCD を利用している。ここで、光源の向きをディスプレイの 2 次元座標系 (x, y) で表現する。なお、あらかじめ幾何学的なキャリブレーションを行うことを前提に、ディスプレイの 2 次元座標 (x, y) と 3 次元ベクトル $\mathbf{l}(x, y)$ を対応付けている。提案手法では、光源の可視性を評価する関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ 、および線形独立性を評価する関数 $C_{\text{lin}}(x, y)$ から構成される評価関数 $C(x, y)$ を最大化するような (x, y) の組を式 (11) により探す。

$$C(x, y) = C_{\text{vis}}(x, y) \times C_{\text{lin}}(x, y)\quad (11)$$

可視性の評価

可視性を表す評価関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ は、光源方向 (x, y) が $\hat{p}$ 番目の画素から見える可能性が高い場合に大きな値を持ち、逆に低い場合は小さい値を持つ。具体的には、 k 番目の光源方向 (x_k, y_k) が $\hat{p}$ 番目の画素を照らす場合、その周囲の方向も $\hat{p}$ 番目の画素を照らすと考える。一方、 k 番目の光源方向 (x_k, y_k) が照らさない、つまりカゲをおこす場合、その周囲の方向も $\hat{p}$ 番目の画素を照らさないと考える。そこで、可視性を表すコスト関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ をガウス分布の線形結合により、式 (12) のように定義する。

$$C_{\text{vis}}(x, y) = \frac{1}{2\pi w^2} \left[e^{-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2w^2}} + \sum_{k=1}^K (2v_{pk} - 1) e^{-\frac{(x-x_k)^2 + (y-y_k)^2}{2w^2}} \right]\quad (12)$$

ここで、式 (12) の第 1 項はカメラ方向 (x_c, y_c) に対応し、第 2 項は過去に追加した K 個の光源に対応する。また、係数 $(2v_{pk} - 1)$ は、 $\hat{p}$ 番目の画素を照らす場合であれば $(2v_{pk} - 1) = 1$ 、照らさない場合であれば $(2v_{pk} - 1) = -1$ となる。また、カメラから見える物体表面を考慮するため、第 1 項の係数は 1 とする。また、可視性のコスト関数は尤度関数として考えるため、上限 1、下限 -1 の関数とする。具体的には $C_{\text{vis}}(x, y) > 1$ であれば $C_{\text{vis}} = 1$ 、 $C_{\text{vis}}(x, y) < -1$ であれば $C_{\text{vis}}(x, y) = -1$ とする^{*2}。

線形独立性の評価

線形独立性を表す評価関数 $C_{\text{lin}}(x, y)$ は、直前に追加された K 個の光源方向に対して、線形独立性が大きければ、大きな値を持ち、逆に小さい場合は小さい値を持つように設計する。そこで、直前の K 個の光源方向を計算し、線形独

^{*2} 下限を 0 ではなく -1 に設定した理由は、勾配に基づく最適化において、コスト関数 $C(x, y)$ の勾配が消滅しないようにするためである。

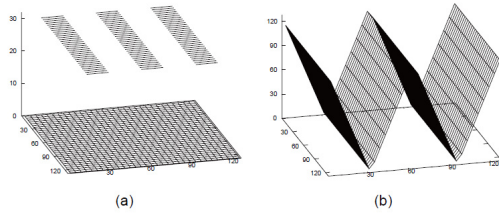


図1 実験に用いた CG 物体



図2 実験装置

立性のコスト関数を式 (13) にて定義する.

$$C_{\text{lin}}(x, y) = \max [I_{\min} \cdot I(x, y), -I_{\min} \cdot I(x, y)] \quad (13)$$

ここで、ベクトル $I_{\min}$ は、行列 $(V_{\hat{p}K} L_K)$ の最小の固有値に対する固有ベクトルである.

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために、図1のCG画像を用いた実験、および実画像を用いた実験を行った. CG画像を用いた実験では、図2に示したワイドディスプレイを用いた実験システムと同様の設計を想定した. ここで、可視性 v_{pk} は、画素値 i_{pk} が画像のノイズレベルに応じた閾値よりも小さい場合は0、それ以外の場合は1とした. また、光源数 K が増えるにつれて、可視性のコスト関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ をより詳細に表現する必要があるため、式 (12) のガウス分布の標準偏差 w を $w_0 / \sqrt{K}$ とした. さらにディスプレイの高さを1として座標系のスケールを正規化、すなわち x の範囲を $0 \leq x \leq 1$ とし、 $w_0 = 0.7$ と経験的に決定した.

4.1 CG 実験

可視性の評価関数の振る舞い

最初に、可視性を表す評価関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ が実際にどのような振る舞いをするのかを確認する. 実験には、図1(a)に示すスリットを使用し、物体下面における可視性を確認した. なお、この実験では光源方向の選択は、提案手法による方法ではなく、ランダムに追加した.

実験結果はディスプレイ上の表示領域 (x, y) における可視性の評価関数を可視化することで示した. 図3(a)は真値を、図3(b), (c), (d)は光源数が10, 30, 100のときの可視化の評価関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ である. ここで、図3(a)の真値で

は白画素が $v_{pk} = 1$ 、黒画素が $v_{pk} = 0$ を、図3の(b),(c),(d)は白画素が $C_{\text{vis}}(x, y) = 1$ 、黒画素が $C_{\text{vis}}(x, y) = -1$ を表している. さらに、図3(b)~(d)のオレンジ色と水色の点はそれぞれ $v_{pk} = 1$ 、 $v_{pk} = 0$ に対応する. 真値の図3(a)、および評価関数可視化結果の図3(b)~(d)に着目すると、光源数が増えるにつれて、可視性のコスト関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$ が真値に近づいていることがわかる.

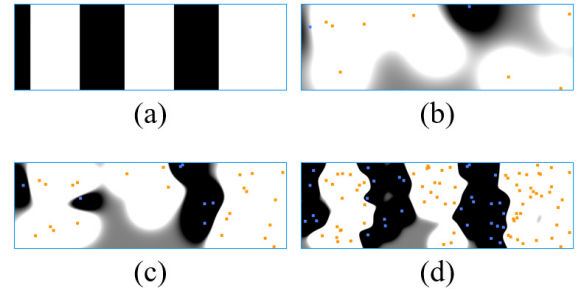


図3 可視性の真値・評価関数 $C_{\text{vis}}(x, y)$

さらに、可視性の評価関数を

$$C'_{\text{vis}}(x, y) = \begin{cases} 1 & (C_{\text{vis}}(x, y) \geq 0) \\ 0 & (C_{\text{vis}}(x, y) < 0) \end{cases} \quad (14)$$

により2値化し、光源数が10, 30, 100のときの可視性の精度(適合率)、すなわち $C'_{\text{vis}}(x, y) = 1$ となる光源のうち $v_{pk} = 1$ となる光源方向の割合を計算した. 光源数が10, 30, 100のときの適合率の計算結果を表1に示す.

表1 可視性の精度(適合率)

光源数	適合率 [%]
10	65.35
30	75.08
100	93.45

表1に着目すると、光源の数が増えるにつれて精度が100%に近づいていることから、可視性の評価関数が正しく動いていることが定量的にわかる.

線形独立性の評価関数の振る舞い

つぎに、線形独立性の評価関数 $C_{\text{lin}}(x, y)$ が実際にどのような振る舞いをするかを確認する. なお、実験用のデータは、光源方向を提案手法による設計方法ではなく、ランダムなデータとした. 具体的には、10個の光源方向をランダムに選択し、そのうちの何光源かがカゲを発生させていると仮定する.

実験結果はディスプレイ上の表示領域 (x, y) に可視化した. 結果を図4(a)~(d)に示す. ここで、ここで画素中の白画素が $C_{\text{lin}}(x, y) = 1$ 、黒画素が $C_{\text{lin}}(x, y) = 0$ に対応している. また、オレンジ色の点は $v_{pk} = 1$ 、水色の点は $v_{pk} = 0$ に対応している. 図4(a)~(d)より、注目する可視光源方向と直交する方向に線形独立性の評価関数 $C_{\text{lin}}(x, y)$ が大きな値を取ることがわかる.

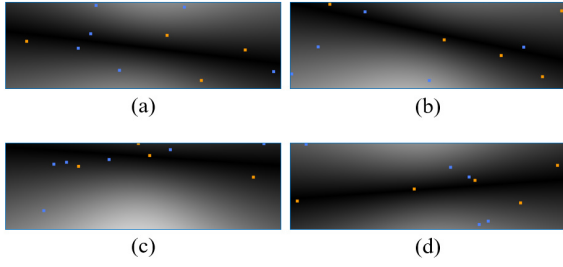


図4 線形独立性の評価関数 $C_{lin}(x, y)$

法線推定

さらに、提案手法の光源選択手法が、実際に法線推定に有効かどうかを確認するため、提案手法で設計した光源、ランダムに選択された光源と10回ずつ比較した。ここで、実験に使ったCG物体は図1(a)スリット、図1(b)波型物体であり、カメラとディスプレイはオブジェクトの上に配置されている。さらに、画素値のノイズに対する頑健性を調べるため、 $0 \leq i' \leq 1$ に正規化した画素値 i' に対して、標準偏差 $\sigma = 0.01, 0.02, 0.04$ のガウスノイズを合成画像に追加した。

まず、定性的評価としてガウスノイズ $\sigma = 0.02$ のときの10セット中1セット目の提案手法、ランダム手法における法線推定結果を図5、図6に示す。ここで、(a)は提案手法における法線推定結果、(b)は提案手法における真値との法線誤差、(c)はランダム手法での法線推定結果、(d)はランダム手法での真値との法線誤差を表す。(b),(d)の法線誤差に着目すると、提案手法に比べてランダム手法の方が白い画素が多い、つまり表面法線推定の誤差が大きくなることがわかる。よって、提案手法はランダム手法に比べ、カゲに頑健な法線推定に寄与していると言える。

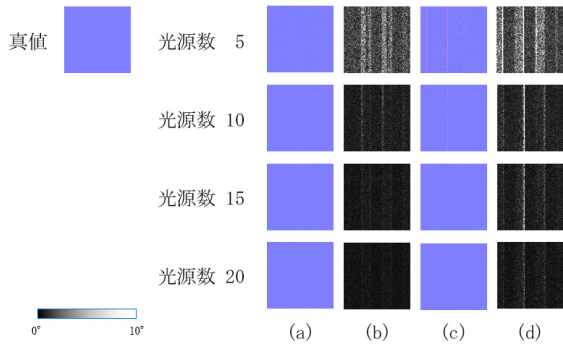


図5 スリット 定性的な法線推定結果

つぎに、1セット目で選ばれた光源方向に着目する。図7、図8はそれぞれスリット、波型物体を用いたときの光源方向を表す。ここで、(a)は提案手法に選ばれた光源方向、(b)はランダム手法により選ばれた光源方向であり、水色の点は初期光源(3つ)、オレンジ色の点が繰り返し追加される光源方向を表す。着目した結果、照明計画によって選択された光源方向がランダム選択とは異なることがわかる。

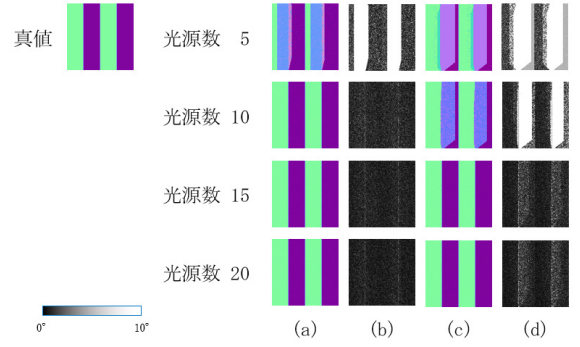


図6 波型物体 定性的な法線推定結果

また、スリットと波型物体で選択される光源方向が互いに異なっていることもわかる、これは本手法が対象物体の形状において最適な光源方向を選択しているためである。実際に、図8(a)の波型物体では、波の深い谷を照らすためにディスプレイの中央付近の光源が選択されている。

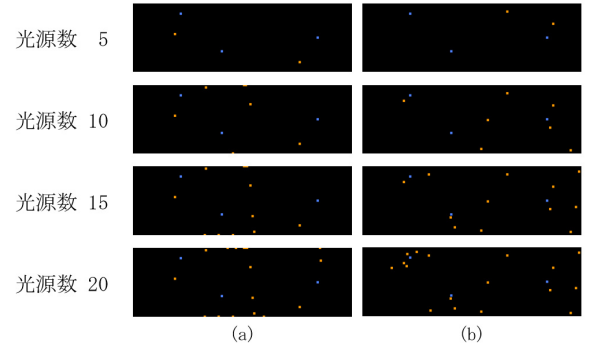


図7 スリット 選択された光源 (a) 提案手法 (b) ランダム

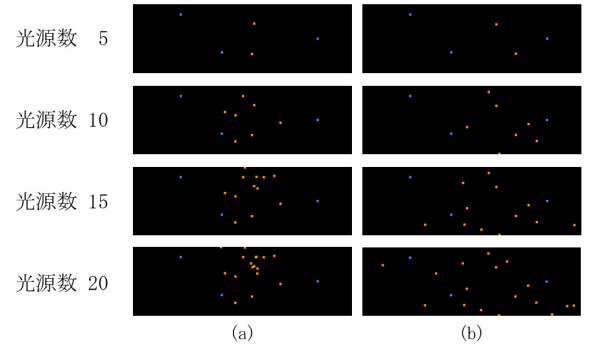


図8 波型物体 選択された光源 (a) 提案手法 (b) ランダム

さらに、

$$\varepsilon_n = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \cos^{-1}(\mathbf{n}_p \cdot \bar{\mathbf{n}}_p) \quad (15)$$

で表される平均法線誤差 ε_n を用いて定量的な評価を行う。ここで $\mathbf{n}_p$ 、 $\bar{\mathbf{n}}_p$ はそれぞれ p 番目の画素の真値、推定した法線を表し、 P は画像内の全画素数を表す。

スリットを用いたときの $\sigma = 0.00, 0.01, 0.02, 0.04$ にお

る提案手法、ランダムにおける平均法線誤差の測定結果 (10 セット) を、スリットおよび波型物体の平均角度誤差 [度] の 10 セットの平均値を光源数に対してグラフにしたものをそれぞれ図 9、図 10 に示す。ここで、図 9、図 10(a) は提案手法の結果、図 9、図 10(b) はランダム手法における結果である。実験の結果、照明計画における光源選択が定性的でだけでなく、定量的にも影に対して頑健な法線推定を実現できることが示された。

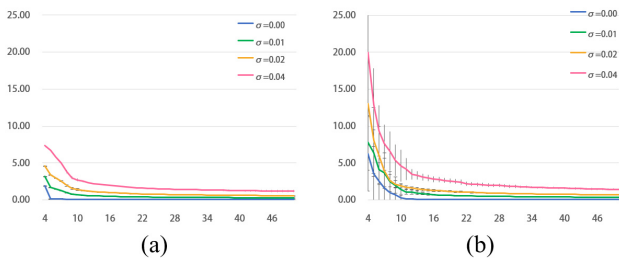


図 9 スリット 様々なノイズにおける平均角度誤差と光源数の関係 (a) 提案手法 (b) ランダム

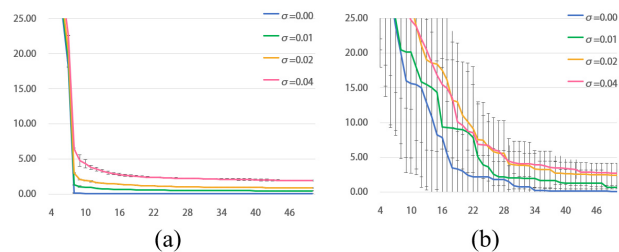


図 10 波型物体 様々なノイズにおける平均角度誤差と光源数の関係 (a) 提案手法 (b) ランダム

4.2 実画像実験

図 2 は実画像実験用のシステムである。PHILIPS 社製ウルトラワイドディスプレイ 439P9H1/11, FLIR 社製偏光カメラ BFS-U3-51S5P-C で構成されている。実画像実験では、ディスプレイと対象物の距離よりも小さな被写体、およびディスプレイ上の白い点を遠方光源とみなして行う。また、ディスプレイの光源方向、および光源強度は鏡面球、および拡散反射板を用いて予めキャリブレーションを行う。

ディスプレイとカメラの制御、鏡面反射成分の分離、推定精度最悪の画素の決定、最適な光源の決定からなる動的な照明計画を MATLAB を用いて実装した。ここで、最適な光源の決定を行うとき、1 回初期条件を試すのに 0.05 秒かかる。そのため、今回は 4 秒の露光時間に対して 80 の初期条件を試すこととした。また、撮影画像中の拡散反射成分と鏡面反射成分を偏光に基づいて分離し、拡散反射成分のみを照度差ステレオの法線推定に利用した。

ここで、実画像の表面法線は未知であるため、提案する照明計画が実画像に対してどのような振る舞いを示すかを

図 11(a) プラスチック製のおもちゃのベンチ、ミルクピッチャー、陶磁器製のカップを用いて定性的に確認する。

推定された法線を図 11(b), (c), (d) に示す。ここで (b) は初期光源 (3 光源), (c) は 10 光源, (d) は 20 光源のときの推定法線である。さらに、光源数 5, 10, 20 までに選ばれた光源の位置、および選択された最悪な画素を示したものを図 12, 図 13, 図 14 に示す。ここで、(a) は 5 光源まで、(b) は 10 光源まで、(c) は 20 光源までに選ばれた光源の位置、および選択された最悪な画素である。実験の結果、光源数が増加するにつれて精度が向上していることが定性的に確認できる。また、図 12, 図 13, 図 14 の (a) は選択された最悪な画素、(b) は選択された光源方向を表しており、青い点が初期光源、オレンジの点が追加された光源方向を表している。(a), (b) に着目すると、推定精度が最悪な画素は凸ではない領域から選ばれることが多く、最適な光源方向は、選択された最悪な画素を照らすように選ばれていることがわかる。以上のことから、提案手法で提案した照明計画法が CG 環境ではなく、実際の環境においても期待通りの振る舞いをする事が示された。

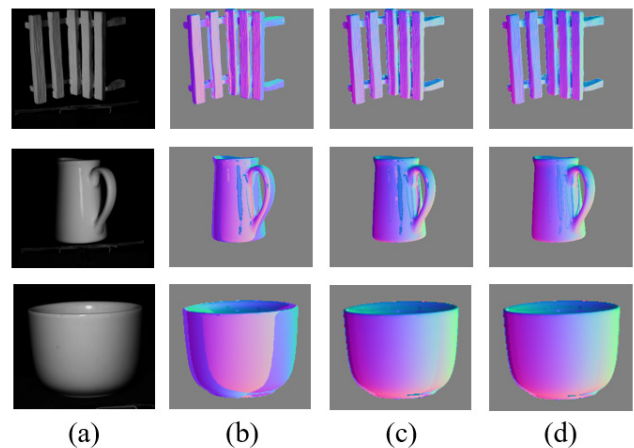


図 11 実画像法線推定結果 (a) 撮影画像 (b) 光源数 3 での法線 (c) 光源数 10 での法線 (d) 光源数 20 での法線

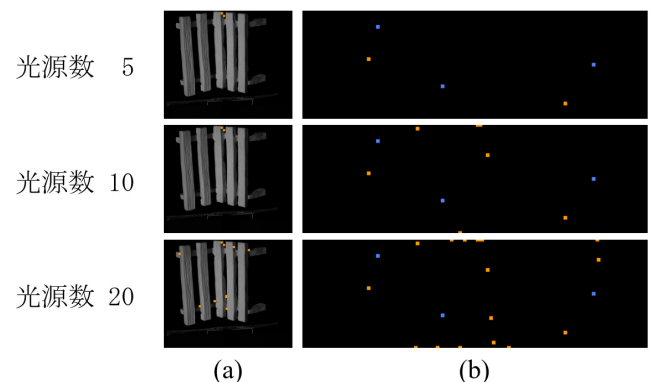


図 12 プラスチック製のおもちゃのベンチ (a) 推定精度が最悪な画素 (b) 選択された光源

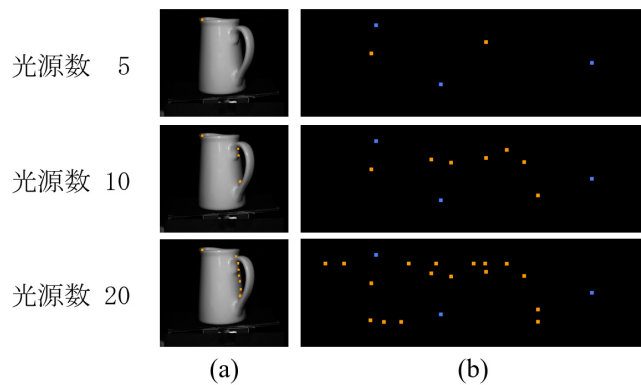


図 13 ミルクピッチャー (a) 推定精度が最悪な画素 (b) 選択された光源

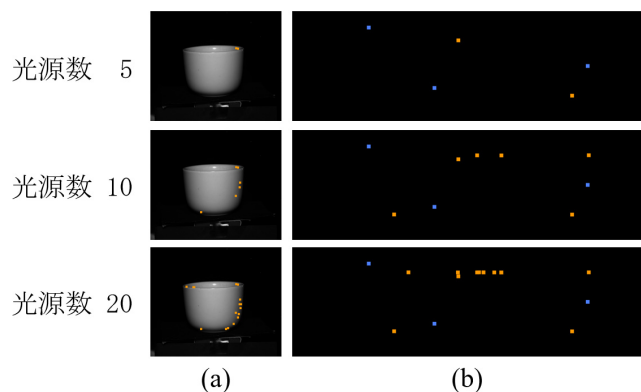


図 14 陶磁器製のカップ (a) 推定精度が最悪な画素 (b) 選択された光源

5. まとめ

本論文では、カゲに頑健な照度差ステレオのための照明計画を提案した。この照明計画では、光源方向の可視性と線形独立性を考慮し、着目した推定精度最悪な画素に対し、光源方向を最適化を行う。さらに、本稿ではプログラマブルな光源を用いることで、動的な照明計画を実装し、少数の画像からカゲに頑健な法線推定を実現した。今後の研究の課題としては、非凸な領域で観測される相互反射の影響を考慮することを検討している。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP20H00612 の助成を受けた。

参考文献

- [1] Ackermann, J., Michael, G.: A Survey of Photometric Stereo Techniques. Now Foundations and Trends (2015)
- [2] Barsky, S., Petrou, M.: The 4-source photometric stereo technique for three-dimensional surfaces in the presence of highlights and shadows. IEEE Trans. PAMI 25(10), 1239–1252 (2003)
- [3] Chandraker, M., Agarwal, S., Kriegman, D.: Shadow-cuts: Photometric stereo with shadows. In: Proc. IEEE CVPR2007. pp. 1–8 (2007)
- [4] Chen, G., Han, K., Shi, B., Matsushita, Y., Wong, K.Y.K.: Self-calibrating deep photometric stereo networks. In: Proc.

- IEEE CVPR2019. pp. 8739–8747 (2019)
- [5] Chen, G., Han, K., Wong, K.Y.K.: Ps-fcn: A exible learning framework for photometric stereo. In: Proc. ECCV2018. pp. 3–19 (2018)
- [6] O. Drbohlav and M. Chantler, “On optimal light configurations in photometric stereo”, In Proc. IEEE ICCV2005, Vol.2, pp.1707–1712, 2005.
- [7] Ikehata, S.: Cnn-ps: Cnn-based photometric stereo for general non-convex surfaces. In: Proc. ECCV2018. pp. 3–18 (2018)
- [8] Ikehata, S., Wipf, D., Matsushita, Y., Aizawa, K.: Robust photometric stereo using sparse regression. In: Proc. IEEE CVPR2012. pp. 318–325 (2012)
- [9] Li, J., Robles-Kelly, A., You, S., Matsushita, Y.: Learning to minify photometric stereo. In: IEEE CVPR2019. pp. 7568–7576 (2019)
- [10] Mukaigawa, Y., Ishii, Y., Shakunaga, T.: Analysis of photometric factors based on photometric linearization. JOSA A 24(10), 3326–3334 (2007)
- [11] Murase, H., Nayar, S.K.: Illumination planning for object recognition using parametric eigenspaces. IEEE Trans. PAMI 16(12), 1219–1227 (1994)
- [12] Okabe, T., Sato, I., Sato, Y.: Attached shadow coding: Estimating surface normals from shadows under unknown reflectance and lighting conditions. In: Proc. IEEE ICCV2009. pp. 1693–1700 (2009)
- [13] Okabe, T., Sato, Y.: Object recognition based on photometric alignment using RANSAC. In: Proc. IEEE CVPR2003. pp. 221–228 (2003)
- [14] Shi, B., Mo, Z., Wu, Z., Duan, D., Yeung, S.K., Tan, P.: A benchmark dataset and evaluation for non-Lambertian and uncalibrated photometric stereo. In: Proc. IEEE CVPR2016. pp. 3707–3716 (2016)
- [15] Silver, W.M.: Determining shape and reflectance using multiple images. Master’s thesis, MIT (1980)
- [16] Sunkavalli, K., Zickler, T., P
ster, H.: Visibility subspaces: uncalibrated photometric stereo with shadows. In: Proc. ECCV2010. pp. 251–264 (2010)
- [17] Tani, T., Maehara, T.: Neural inverse rendering for general reflectance photometric stereo. In: Proc. ICML2018. pp. 4857–4866 (2018)
- [18] Woodham, R.J.: Photometric method for determining surface orientation from multiple images. Optical Engineering 19(1), 139–144 (1980)
- [19] Wu, L., Ganesh, A., Shi, B., Matsushita, Y., Wang, Y., Ma, Y.: Robust photometric stereo via low-rank matrix completion and recovery. In: Proc. ACCV2010. pp. 703–717 (2010)
- [20] Zheng, Q., Jia, Y., Shi, B., Jiang, X., Duan, L.Y., Kot, A.C.: Spline-net: Sparse photometric stereo through lighting interpolation and normal estimation networks. In: Proc. IEEE ICCV2019. pp. 8549–8558 (2019)