

画素ごとの表面粗さ推定のための照明計画

有枝 航汰¹ 岡部 孝弘²

概要：本稿では、外観検査などへの応用のために、物体表面上の各点における表面粗さを推定する手法を提案する。一般に、鏡面反射光の正反射方向付近の強度分布を手掛かりにして各点の表面粗さを推定するには、様々な光源方向・視線方向で撮影した大量の画像が必要になる。そこで我々は、少数の撮影画像から表面粗さを頑健に推定するための照明計画を提案する。具体的には、液晶ディスプレイに表示した可変パターンを照明とするとともに、画素値のノイズの伝播に基づいて推定に最適な照明を逐次的に追加することで、反射モデルの表面粗さパラメタの頑健かつ効率的な推定を実現する。合成画像と実画像を用いた実験により、提案手法の有効性を示す。

キーワード：表面粗さ、鏡面反射、照明計画、ノイズ伝搬

1. はじめに

物体表面の傷や汚れなどの異常を外観から検査することを外観検査という。生産・製造工程の効率化のために外観検査の自動化は重要な課題である。

一般に、平滑面上で正反射する鏡面反射光は、表面上に微小な凹凸があれば正反射方向周りの様々な方向に反射する。鏡面反射光の拡がりを手掛かりにして、様々な光源方向・視線方向で観測した撮影画像から微細な凹凸、すなわち、表面粗さを推定することができる。

従来手法では、Gao ら [10] はディープラーニングを用いて任意枚数の入力画像から画素ごとに表面粗さを推定した。しかし、この手法では鏡面反射光を様々な光源方向・視線方向で観測した大量の撮影画像が必要である。さらに、表面粗さの推定精度は画素値のノイズの伝播によって低下するという問題がある。

そこで、本稿では最適な光源方向を選択する照明計画により、効率的かつ頑健に表面粗さを推定する手法を提案する。具体的には、液晶ディスプレイに表示する可変パターンを照明として反射モデルの表面粗さパラメタの推定誤差が最小とする光源を逐次的に選択して撮影する。さらに、撮影した比較的少数の画像から各画素で頑健に表面粗さを推定する。従来研究では、Lambert モデルを仮定して、物体表面の法線の推定誤差を最小とする光源方向を選択する手法 [3] が提案されている。一方、提案手法では Torrance-Sparrow モデル [1] の表面粗さパラメタの推定誤

差が最小とする光源方向を選択する。

この論文の主な貢献は Torrance-Sparrow モデル [1] に基づいた新たな照明計画のアルゴリズムの提案である。本稿の実験では、提案手法による照明計画とランダムに光源を選択したときの表面粗さと鏡面反射率の推定誤差を比較して、提案手法の有効性を示す。

2. 関連研究

入射角と反射角で変化する反射率の分布関数を BRDF と呼ぶ。従来研究では、物体表面上の各点で変化する BRDF、すなわち、SVBRDF を推定する手法が提案されている。推定した SVBRDF の鏡面反射成分から画素ごとに表面粗さを推定できる。従来研究で、Alldrin らは [4] は単一視点から撮影した複数光源下の画像から SVBRDF を推定した。また、Hui ら [5] は Alldrin らと同じ照明装置を用いて、事前に計測した実物体の BRDF から SVBRDF を推定した。同じく Hui ら [6] はスマートフォンを移動させて同様にして SVBRDF を推定した。

さらに、近年のディープラーニングを用いた手法では、学習データ内の BRDF に基づいて 1 枚の入力画像から SVBRDF を推定する手法が提案されている [7], [8], [9]。しかし、鏡面反射光が観測されない画素に曖昧性が残る問題がある。そこで、Gao ら [10] は曖昧性が残る画素で推定した BRDF にヒューリスティックに基づく鏡面反射の BRDF を加えて、任意枚数の入力画像から SVBRDF と画素ごとに表面粗さを推定した。しかし、これらの手法では、鏡面反射光を様々な光源方向・視線方向で観測した大量の撮影画像が必要である。さらに、表面粗さの推定精度は画

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府知能情報工学研究室

素値のノイズの伝播によって低下するという問題がある。

本手法では、物体表面上の各点の BRDF に鏡面反射モデルである Torrance-Sparrow モデル [1] を仮定して、Torrance-Sparrow モデル中の表面粗さパラメタの推定誤差が最小とする光源方向を逐次的に選択して撮影する。本手法により、比較的少数の撮影画像から物体表面上の各点で頑健に表面粗さを推定する。

3. 提案手法

提案手法では、物体表面の法線と視点方向・光源方向を既知として、単一視点から撮影した複数光源下の画像から Torrance-Sparrow モデル [1] 中の鏡面反射パラメタである表面粗さと鏡面反射率を画素ごとに推定する。特に、複数光源の中から鏡面反射パラメタの推定誤差が最小とする光源を逐次追加して撮影を行い、撮影画像から画素ごとに鏡面反射パラメタを推定する。

3.1 定式化

Torrance-Sparrow モデル [1] に基づいた鏡面反射光の輝度値にランダムノイズが含まれると仮定して、鏡面反射パラメタの推定について定式化する。

光源方向と視点方向の二等分方向 $\mathbf{h}$ と法線のなす角度を β 、視点方向を $\mathbf{v}$ 、物体表面の法線を $\mathbf{n}$ とおくと、簡略化した Torrance-Sparrow モデル [1] より、鏡面反射光の輝度値 i_s は

$$i_s = \frac{K}{\mathbf{n}^\top \mathbf{v}} e^{-\frac{\beta^2}{2s^2}} \quad (1)$$

と表せる。なお、鏡面反射パラメタである鏡面反射率を K 、表面粗さを s とする。

鏡面反射光の輝度値 i_s に、平均 0、分散 σ^2 のガウス分布に従うランダムノイズ Δi が含まれると仮定すると、観測輝度値 i は

$$i = \frac{K}{\mathbf{n}^\top \mathbf{v}} e^{-\frac{\beta^2}{2s^2}} + \Delta i \quad (2)$$

と表せる。さらに、式 (2) 中の Δi を移行して両辺の自然対数をとると、 $i \gg \Delta i$ を仮定して、

$$i \left(1 - \beta^2 \right) \left(-\frac{\ln K}{2s^2} \right) = -i \ln ((\mathbf{n}^\top \mathbf{v}) i) + \Delta i \quad (3)$$

が得られる。本稿では、 $\Delta i = 0$ のとき、鏡面反射パラメタを要素にもつベクトルを $\mathbf{x} = (-\ln K, 1/2s^2)^\top$ とおく。

次に、 m 個目の光源で照らしたときの観測輝度値 i_m 、ハーフベクトルと物体表面上の法線との間の角 β_m を用いて、式 (3) の連立方程式の係数行列を

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} i_1 & & 0 \\ & i_2 & \\ & & \ddots \\ 0 & & i_m \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & \beta_1^2 \\ 1 & \beta_2^2 \\ \vdots & \\ 1 & \beta_m^2 \end{pmatrix}$$

とおく。さらに、 $\mathbf{i} = (i_1, i_2, \dots, i_m)^\top$ とし、 $\mathbf{a} =$

$\ln i ((\mathbf{n}^\top \mathbf{v}))$ とおくと、式 (3) の連立方程式を重み付き最小二乗法で解くことにより、ノイズを含んだ鏡面反射パラメタを要素にもつベクトル $\hat{\mathbf{x}}$ は

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{WB})^+ (-(\mathbf{W}\mathbf{a}) + \Delta \mathbf{i}) \quad (4)$$

と表される。なお、 $(\mathbf{WB})^+$ は $\mathbf{WB}$ の擬似逆行列であり、

$$(\mathbf{WB})^+ = ((\mathbf{WB})^\top \mathbf{WB})^{-1} (\mathbf{WB})^\top \quad (5)$$

で算出される。

また、 $\Delta \mathbf{i} = 0$ とおくと、式 (4) と同様にして $\mathbf{x}$ は

$$\mathbf{x} = -(\mathbf{WB})^+ \mathbf{W}\mathbf{a} \quad (6)$$

と表される。本手法では、式 (6) を用いて推定した $\mathbf{x}$ から s と K を算出する。

3.2 照明計画

照明計画では、鏡面反射パラメタの不確かさの全画素に関する総和が最小とする最適な光源方向を逐次的に追加して撮影を行う。

鏡面反射パラメタを要素にもつベクトル $\mathbf{x}$ を用いて、 $\hat{\mathbf{x}}$ の分散共分散行列 Σ は、

$$\Sigma = E [(\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x})^\top (\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x})] \quad (7)$$

と表せる。なお、 $E[\cdot]$ は期待値を表し、 $\mathbf{x} = E[\hat{\mathbf{x}}]$ を満たす。さらに、式 (4) と式 (6) より、分散共分散行列 Σ は、

$$\begin{aligned} \Sigma &= E [(\hat{\mathbf{x}} - \bar{\hat{\mathbf{x}}})^\top (\hat{\mathbf{x}} - \bar{\hat{\mathbf{x}}})] \\ &= E [((\mathbf{WB})^+ \Delta \mathbf{i})^\top ((\mathbf{WB})^+ \Delta \mathbf{i})] \\ &= E [\Delta \mathbf{i}^\top \mathbf{WB} ((\mathbf{WB})^\top \mathbf{WB})^{-1} ((\mathbf{WB})^\top \mathbf{WB})^{-1} (\mathbf{WB})^\top \Delta \mathbf{i}] \\ &= \sigma^2 E [((\mathbf{WB})^\top \mathbf{WB})^{-1} ((\mathbf{WB})^\top \mathbf{WB})^{-1} (\mathbf{WB})^\top \mathbf{WB}] \\ &= \sigma^2 E [(\mathbf{B}^\top \mathbf{W}^2 \mathbf{B})^{-1}] \end{aligned} \quad (8)$$

と整理される。このとき、平均二乗誤差の式から導かれる鏡面反射パラメタの不確かさは

$$\text{trace } \Sigma = \sigma^2 \text{trace} [(\mathbf{B}^\top \mathbf{W}^2 \mathbf{B})^{-1}] \quad (9)$$

で表される。本手法における照明計画では、画素数を N 、 n 番目の画素における行列 $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{B}$ をそれぞれ $\mathbf{W}_n$ 、 $\mathbf{B}_n$ とし、全画素における鏡面反射パラメタの不確かさの和

$$\sum_{n=0}^N \text{trace} [(\mathbf{B}_n^\top \mathbf{W}_n^2 \mathbf{B}_n)^{-1}] \quad (10)$$

が最小とする光源方向を逐次的に追加して撮影する。

提案手法では、光源を追加するごとに式 (6) から鏡面反射パラメタである s と K を推定する。推定した鏡面反射パラメタと既知である法線方向 $\mathbf{n}$ と視線方向 $\mathbf{v}$ 、ハーフベクトル β から算出できる式 (1) の値を $\mathbf{W}_n$ の要素である観

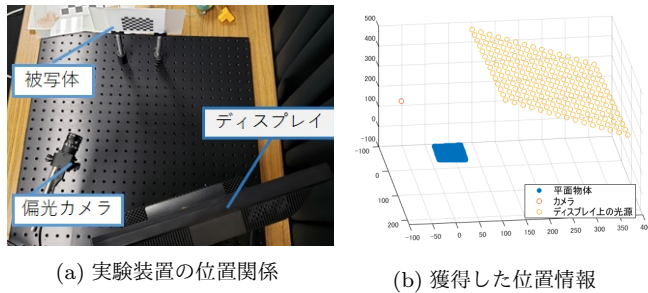


図 1 実験セットアップ

測輝度値 i に当てはめることで式 (10) を計算する。

また、提案手法では、推定する鏡面反射パラメタは K と s の 2 つであることから、一意な解を得るために、照明環境を変えて少なくとも 2 回以上の鏡面反射光を観測する必要がある。さらに、式 (10) は β と観測輝度値 i に依存することから、本手法では多方向に、かつ、多数の画素で鏡面反射光を観測するために光源方向を制御できる光源装置が必要である。そこで、提案手法ではプログラマブルに光源方向を制御できる LCD（液晶ディスプレイ）を使用して、LCD 上に点灯する可変パターンを照明とする。また、鏡面反射光は偏光状態を維持する性質があることから [2]、偏光カメラを用いて 1 ショットで撮影した画像から反射光の偏光情報に基づいて鏡面反射光を抽出する。

4. 実験

提案手法による有効性を確認するために、CG 実験と実画像実験を行った。実画像実験では、LCD 上の 210 個のブロックを点灯して光源とし、FILR 社製の偏光カメラ BFS-U3-51S5P-C を使用する。事前に LCD と偏光カメラ、平面状の被写体の 3 つについて幾何学的なキャリブレーションを行い、光源方向と視線方向、物体表面の法線を獲得した。その結果を図 1 に示す。CG 実験においても図 1 (b) の獲得した位置関係を使用する。

始めに、初期光源を選択して撮影した画像から鏡面反射パラメタの初期値を獲得する。その後、提案手法の照明計画、あるいはランダムに光源を逐次追加して撮影を行い、撮影画像から鏡面反射パラメタの RMSE を計算して比較する。

4.1 CG 実験

4.1.1 一様な鏡面反射パラメタをもつ表面

表面粗さ s と鏡面反射率 K が一様、かつ、表面粗さが異なる平面状の物体 1, 2 を用意する。物体 1, 2 の表面粗さはそれぞれ $s_1 = 0.05$, $s_2 = 0.21$ とし、鏡面反射率は等しく $K_1 = K_2 = 0.3$ とする。

まず、物体 1 に対して、初期光源に 5 光源を選択して提案手法による照明計画を行い、光源を追加するごとに鏡面反射パラメタの RMSE を計算した。初期光源でレンダリングした画像を図 2 (a)、追加した光源でレンダリングした

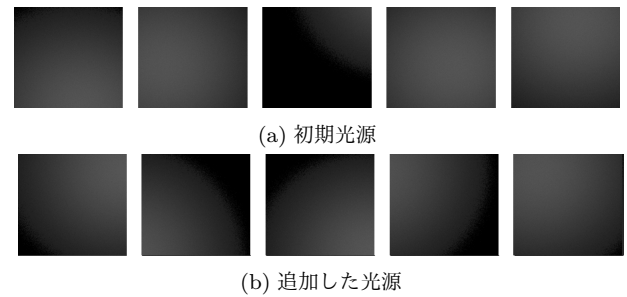


図 2 推定に使用したレンダリング画像

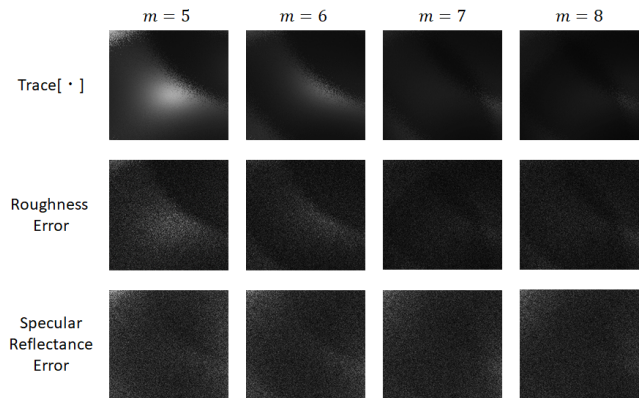


図 3 鏡面反射パラメタの不確かさと推定誤差の可視画像

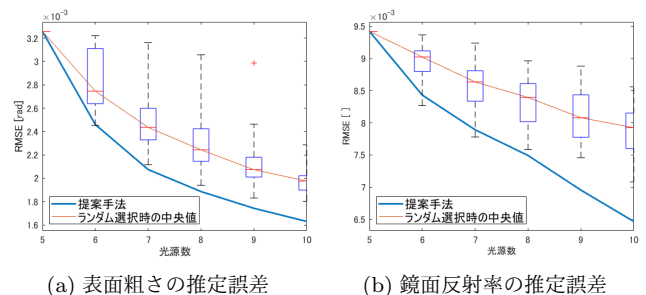


図 4 物体 1 に対する照明計画の結果

画像を光源追加ごとに左から順に図 2 (b) に示す。さらに、 m 枚の撮影画像から算出した鏡面反射パラメタの不確かさと推定した表面粗さ、あるいは鏡面反射率の二乗誤差を画素値にもつ濃淡画像を図 3 に示す。

図 3 より、表面粗さの誤差を表す画素値が鏡面反射パラメタの不確かさを表す画素値と相関があることが分かる。さらに、光源を追加するたびに、鏡面反射パラメタ推定の不確かさが減少し、表面粗さの推定誤差も減少していることから、提案手法の有効性を定性的に確認できる。

また、比較として光源をランダムに逐次追加して、一連の手続きを 50 回試行した。求めた鏡面反射パラメタの RMSE を図 4 に示す。図 4 より、表面粗さと鏡面反射率のどちらにおいても、各光源数ごとに提案手法の推定誤差はランダムに光源を追加したときの推定誤差の中央値より小さいことから、提案手法の有効性を定量的に確認できる。

次に、物体 2 に対して、初期光源に 4 光源を選択して提案手法による照明計画を行い、光源を追加するごとに鏡面

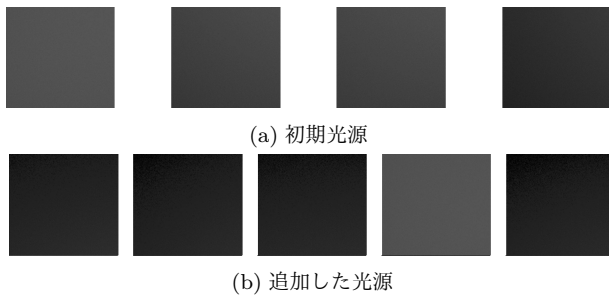


図 5 推定に使用したレンダリング画像

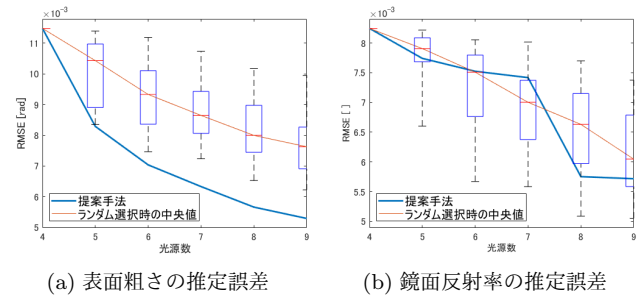


図 7 物体 2 に対する照明計画の結果

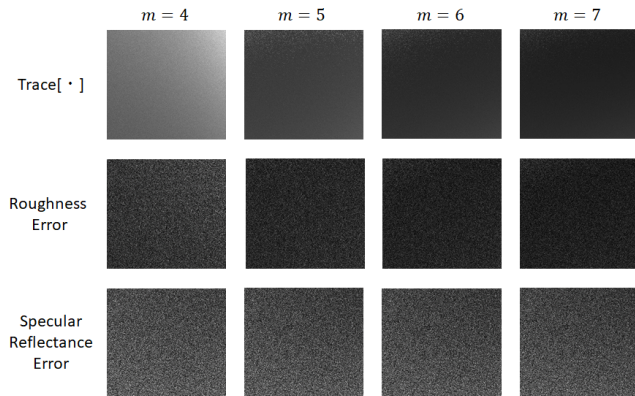


図 6 鏡面反射パラメタの不確かさと推定誤差の可視画像

反射パラメタの RMSE を計算した。初期光源でレンダリングした画像を図 5 (a), 追加した光源でレンダリングした画像を光源追加ごとに左から順に図 5 (b) に示す。さらに, m 枚の撮影画像から算出した鏡面反射パラメタの不確かさと推定した表面粗さ, あるいは鏡面反射率の 2 乗誤差を画素値にもつ濃淡画像を図 6 に示す。

図 6 より, 光源を追加するたびに, 鏡面反射パラメタ推定の不確かさが減少し, 表面粗さの推定誤差も減少していることから, 提案手法の有効性を定性的に確認できる。また, 比較として光源をランダムに逐次追加して, 一連の手続きを 50 回試行した。求めた鏡面反射パラメタの RMSE を図 7 に示す。図 7 より, 表面粗さの推定においては, 各光源数ごとに提案手法の推定誤差はランダムに光源を追加したときの推定誤差の中央値より小さいことから, 提案手法の有効性を定量的に確認できる。

一方, 鏡面反射率の推定において提案手法の推定誤差はランダムに光源を追加したときの推定誤差の中央値と比べて大きな差はなかった。表面粗さが比較的に大きいとき, 鏡面反射率の推定では提案手法とランダムに光源を追加する手法には大きな性能差が見られないことが確認できる。

4.1.2 非一様な鏡面反射パラメタをもつ表面

次に, s と K が非一様である平面状の物体を被写体として実験を行った。表面粗さと鏡面反射率の分布をそれぞれ図 8 (a), 図 8 (b) に示す。

初期光源に 7 光源を使用して提案手法による照明計画を行い, 光源を追加するごとに鏡面反射パラメタの RMSE

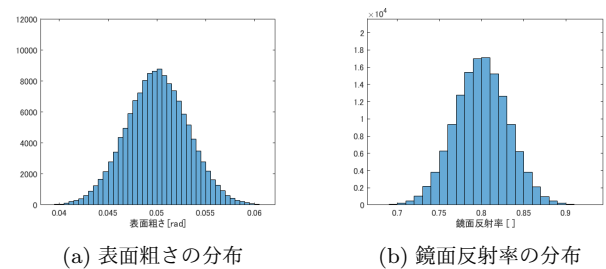


図 8 鏡面反射パラメタの分布

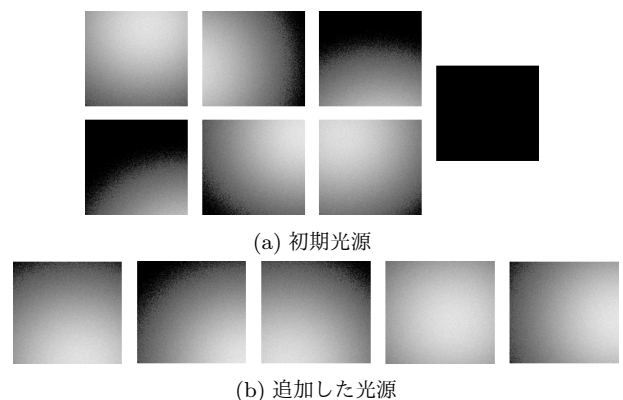


図 9 推定に使用したレンダリング画像

を計算した。初期光源でレンダリングした画像を図 9 (a), 追加した光源でレンダリングした画像を光源追加ごとに左から順に図 9 (b) に示す。また, m 枚の撮影画像から算出した鏡面反射パラメタの不確かさと推定した表面粗さ, あるいは鏡面反射率の 2 乗誤差を画素値にもつ濃淡画像を図 10 に示す。図 10 より, 光源を追加するたびに, 鏡面反射パラメタ推定の不確かさが減少し, 表面粗さの推定誤差も減少していることから, 提案手法の有効性を定性的に確認できる。

また, 比較として光源をランダムに逐次追加して, 一連の手続きを 50 回試行した。求めた鏡面反射パラメタの RMSE を図 11 に示す。図 11 より, 表面粗さと鏡面反射率のどちらにおいても, 各光源数ごとに提案手法の推定誤差はランダムに光源を追加したときの推定誤差の中央値より小さいことから, 定量的にも提案手法の有効性がわかる。

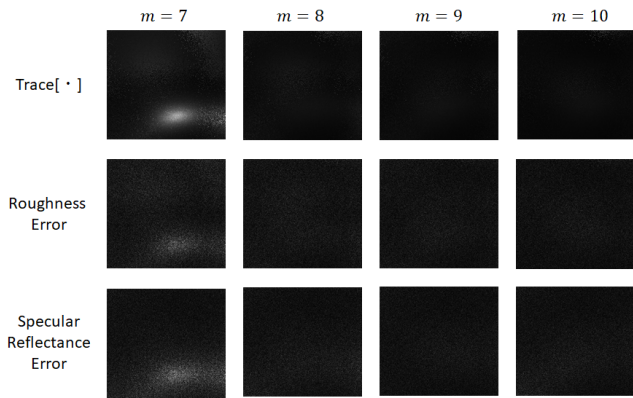


図 10 鏡面反射パラメタの不確かさと推定誤差の可視画像

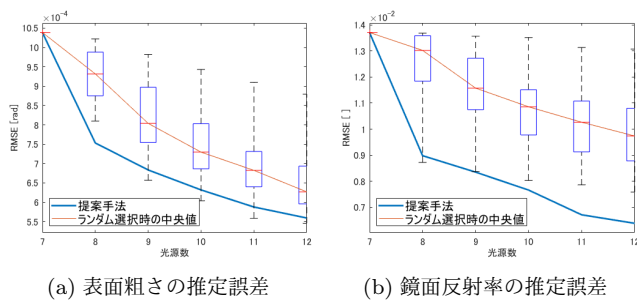


図 11 非一様な表面に対する照明計画の結果

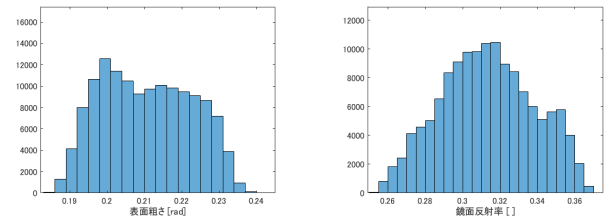
4.2 実画像実験

実画像実験では、表面粗さと鏡面反射率がほぼ一様な平面状の磨りガラスを被写体として実験を行った。LCD 上のブロック状のパターンを点灯するたびに撮影した 210 枚の画像から磨りガラスの鏡面反射パラメタを推定した。その結果を図 12 に示す。本稿の実画像実験では、鏡面反射パラメタ s と K の真値に 210 枚の撮影画像から推定した値を使用する。

初期光源に 6 光源を使用して提案手法による照明計画を行い、光源を追加するごとに鏡面反射パラメタの RMSE を計算した。初期光源で撮影した画像を図 13 (a)、追加した光源で撮影した画像を光源追加ごとに左から順に図 13 (b) に示す。また、 m 枚の撮影画像から算出した鏡面反射パラメタの不確かさと推定した表面粗さ、あるいは鏡面反射率の 2 乗誤差を画素値にもつ濃淡画像を図 14 に示す。

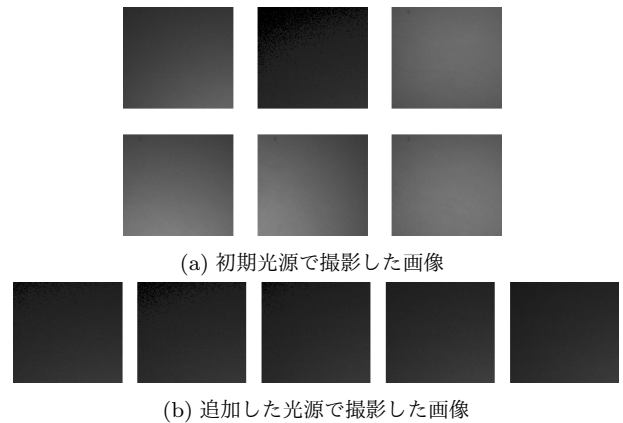
図 14 より、光源を追加するたびに、鏡面反射パラメタ推定の不確かさが減少し、表面粗さの推定誤差も減少していることから、提案手法の有効性を定性的に確認できる。また、比較として光源をランダムに逐次追加して、一連の手続きを 50 回試行した。求めた鏡面反射パラメタの RMSE を図 15 に示す。図 15 より、表面粗さの推定においては、各光源数ごとに提案手法の推定誤差がランダムに光源を追加したときの推定誤差の中央値より小さくなったことから、提案手法の有効性を定量的に確認できる。

一方、鏡面反射率の推定において、提案手法の推定誤差はランダムに光源を追加したときの推定誤差の中央値より



(a) 表面粗さの分布 (b) 鏡面反射率の分布

図 12 磨りガラスのもつ鏡面反射パラメタ



(a) 初期光源で撮影した画像 (b) 追加した光源で撮影した画像

図 13 推定に使用した実画像

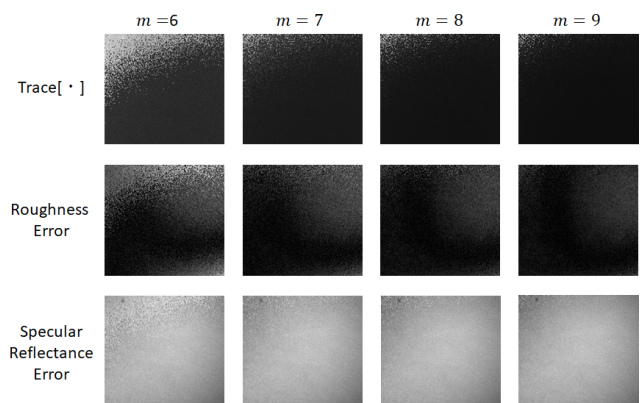
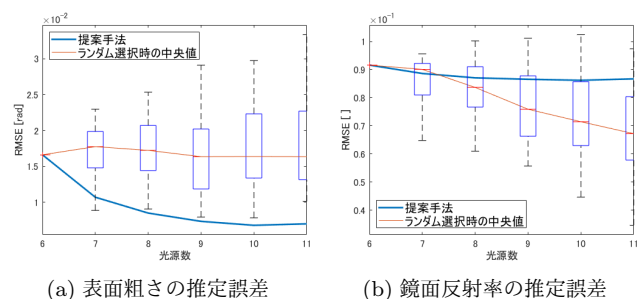


図 14 鏡面反射パラメタの不確かさと推定誤差の可視画像



(a) 表面粗さの推定誤差 (b) 鏡面反射率の推定誤差

図 15 磨りガラスに対する照明計画の結果

大きくなった。この原因は物体表面上の各点における法線のずれが鏡面反射パラメタの推定精度を低下させていることが挙げられる。

5. おわりに

本稿では、画素ごとの表面粗さを推定するために最適な光源方向を選択して逐次的に追加する照明計画を提案した。CG 実験では、表面粗さの大小に関係なく少数の画像から高精度に表面粗さを推定できることを確認した。また、表面粗さと鏡面反射率が非一様な表面に対しても、少数の画像から高精度に表面粗さを推定できることを示した。さらに、実画像実験では、平面状の磨りガラスを対象に少数の画像から高精度に表面粗さを推定した。グレイコード法などを用いて物体表面上の各点で法線を推定することで、鏡面反射パラメタの推定精度の向上や複雑な形状を持つ物体への応用が今後の予定である。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP20H00612, および、JP17H01766 の助成を受けた。

参考文献

- [1] K. Torrance, and E. Sparrow, “Theory for off-specular reflection from roughened surfaces”, *Journal of the Optical Society of America*, Vol.57, No.9, pp.1105-1114, 1967.
- [2] L. Wolff, and T. Boult, “Constraining object features using a polarization reflectance model”, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.7, pp.635-657, 1991.
- [3] O. Drbohlav, and M. Chantler, “On optimal light congruities in photometric stereo”, In *Proc. International Conference on Computer Vision 2005*, Vol.2, pp.1707-1712, 2005.
- [4] N. Alldrin, T. Zickler, and D. Kriegman, “Photometric stereo with non-parametric and spatially-varying reflectance”, In *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2008*, pp.1-8, 2008.
- [5] Z. Hui, and A. Sankaranarayanan, “A dictionary-based approach for estimating shape and spatially-varying reflectance”, In *Proc. International Conference on Computational Photography 2015*, pp.1-9, 2015.
- [6] Z. Hui, K. Sunkavalli, J. Lee, S. Hadap, J. Wang, and A. Sankaranarayanan, “Reflectance capture using univariate sampling of BRDFs”, In *Proc. International Conference on Computer Vision 2017*, pp.5372-5380, 2017.
- [7] Z. Li, Z. Xu, R. Ramamoorthi, K. Sunkavalli, and M. Chandraker, “Learning to Reconstruct Shape and Spatially-varying Reflectance from a Single Image”, *ACM Trans. on Graphics*, Vol.37, No.6, pp.1-11, 2018.
- [8] W. Ye, X. Li, Y. Dong, P. Peers, and X. Tong, “Single Photograph Surface Appearance Modeling with Self-Augmented CNNs and Inexact Supervision”, In *Comput. Graph. Forum*, Vol.37, No.7, pp.201-211, 2018.
- [9] V. Deschaintre, M. Aittala, F. Durand, G. Drettakis, and A. Bousseau, “Single-image SVBRDF capture with a rendering-aware deep network”, *ACM Trans. on Graphics*, Vol.37, No.4, pp.1-15, 2018.
- [10] D. Gao, X. Li, Y. Dong, P. Peers, K. Xu, and X. Tong, “Deep inverse rendering for high-resolution SVBRDF estimation from an arbitrary number of images”, *ACM Trans. on Graphics*, Vol.38, No.4, pp.1-15, 2019.