情報技術と計測技術の融合による視覚的質感の高速計測*

渡辺 義浩¹

High-speed Acquisition of Reflective Properties Based on the Fusion of Information and Measurement Technologies

Yoshihiro WATANABE

1. はじめに

我々の視覚で捉えられる像は、大きく分けて物体の 3 次元形状、照明、反射特性から構成される。具体的には、物体の表面にあたった照明が、物体表面の形状と反射特性に応じて、反射光を生成し、網膜に像を結ぶ。結果として捉えられる Fig. 1 のような見えを通して、ぴかぴかしている、ざらざらしているなどといった視覚的質感が得られる。このような視覚的質感には反射特性が大きく関係している¹⁾。

反射特性とは、物体を介したときの入射光輝度に対する観測光輝度の比率を指す。この特性は、光の入射方向と観測方向によって変動する。このように、反射特性は多次元であるため、計測には時間を要する。

しかし、高速な視覚的質感の計測が実現できれば、広い応用分野において役立つ可能性が高い。例えば、博物館・美術館・図書館に所蔵されている膨大な数の工芸品・美術品・書籍のデジタルアーカイブ、大量生産を伴う産業・農業分野での生産・検査、映像制作分野での編集作業において、反射特性の取得は重要な役割を果たすことが期待できる。しかし、計測時間がネックとなり、多くの場合は利用が困難であった。

このような背景の下、本稿では高速な視覚的質感の計測に向けて、反射特性計測の回数を最小化しつつも、高い質感再現を目指した手法を紹介する。糸口は、反射特性の膨大なデータ構造におけるスパース性にある。このアプローチのもと、計測技術と情報技術の両面からの融合によって新たに構築した手法となっている。

2. 反射特性

2.1 定義

ある表面上の 1 点の反射特性は、双方向反射率分布関数 (BRDF: Bi-directional Reflectance Distribution Function) によって表現される^{2), 3)}。

Fig. 1 Our perceived images and 'Shitsukan'.

$$f_r(\mathbf{L}, \mathbf{V}) = \frac{dL_r(\mathbf{V})}{dE_i(\mathbf{L})} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{L}$ は照明の入射方向、 $\mathbf{V}$ は観測方向を表す。 dL_r は放射輝度、 dE_i は放射照度を表す。特性として、BRDF は非負である。またヘルムホルツの相反性より入射方向と観測方向を入れ替えても値は変化しない。すなわち、 $f_r(\mathbf{L}, \mathbf{V}) = f_r(\mathbf{V}, \mathbf{L})$ を満たす。さらに、エネルギー保存則より反射光のエネルギー総和は入射エネルギーを超えない。すなわち、下式を満たす。

$$\forall \mathbf{L}, \int_{\Omega_+} f_r(\mathbf{L}, \mathbf{V})(\mathbf{N} \cdot \mathbf{L}) d\mathbf{V} \leq 1 \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{N}$ は注目する点の法線方向を表す。また、 Ω_+ は観測できる表面の上半球である。

また、入射方向と観測方向を固定し、法線を軸に物体を回転させたとき、観測光が変化する反射特性を異方性、変化しない反射特性を等方性と呼ぶ。異方性はサテンなどの布地、ヘアライン加工された車のボディなどが持つ特殊な特性である。

2.2 モデル

コンピュータグラフィックスの分野では BRDF をパラメトリックな数式モデルで表現することが主流である。このとき、BRDF は拡散反射成分と鏡面反射成分の和で表現される。拡散反射とは、全ての方向に均様な放射輝度で反射される成分である。鏡面反射は、鏡のように反射する成分であり、入射方向と観測方向に依存する成分である。例えば、鏡面反射のモデルとして下式がある。

$$f_r^{spec}(\mathbf{L}, \mathbf{V}) = \frac{DFG}{\mathbf{N} \cdot \mathbf{V}} \quad (3)$$

ここで D は微小面の法線方向の分布を表す微小面分布関数項、 F はフレネル反射項、 G は微小面の凹凸により

* 原稿受付 2020 年 7 月 20 日

¹ 東京工業大学

(〒 226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259-G2-31,

E-mail: watanabe.y.cl@m.titech.ac.jp)

生じる自己遮蔽などを表す幾何減衰項である。各項は法線方向 $\mathbf{N}$ 、入射方向 $\mathbf{L}$ 、観測方向 $\mathbf{V}$ を引数とする非線形関数で表される。コンピュータグラフィックスにおいて使用される場合は問題ないが、計測のような逆問題では、モデルの非線形性が高いため、精度よくモデルパラメータを求めることは困難である。また、このような数式モデルは実世界の特性を近似したものであり、観測されるデータと完全には合わない。この点も計測における逆問題を解く上で安定した高精度化を困難にしている。

これに対して、BRDF を密に入射方向、観測方向ごとに密にサンプリングし、大規模なデータセットとして表現する方法がある^{4),5)}。BRDF は入射・観測方向に対して、4次元の自由度を持っているが、等方性を仮定することで3次元にまで削減が可能である。例えば、1度ごとに特性を保持した場合、その要素数は $90 \times 90 \times 180 = 1,458,000$ となる。このすべてのデータを計測によってまともに得ることは困難であるため、いかにして効率化するかが課題となる。

2.3 視覚的質感

前節で述べたように、視覚的質感のもととなる網膜像は、照明、3次元形状、反射特性の3つから生成される。実世界上では順過程としてこの3つが相互作用するが、人間は網膜像から逆過程としてこの3つを推定する必要がある。しかし、上記3つの要素に対して、同じ網膜像を生成する複数の可能性がありうるため、この逆問題を一意に解くことは理論的には不可能である。では、人間はどのように視覚的質感を得ているのか？この問いに対して、様々な視覚科学の研究が報告されている¹⁾。

例えば、反射に関わる光沢感や材質の知覚的な弁別能力を調査したものが^{6),7),8)}。反射特性の取りうる範囲は広い。また、拡散反射成分よりも鏡面反射成分の方がはるかに大きい。しかし、人間は限られた視覚機能のもとで、広範囲にわたる特性のわずかな違いも正確に捉えることができる。このことから、反射特性の数値的な差が、線形的に人間の知覚的な差に一致しているわけではないと考えられる。計測された反射特性を、人間に提示する応用で最終的には利用すると想定した場合、その計測精度はこのような知覚的特性を考慮に入れる必要があることが分かる。

3. 反射特性の計測

対象表面の1点にのみ注目し、同点の反射特性を計測するものを点サンプリングベースの計測と呼ぶ。本稿では、特に等方性の反射特性について、同タイプの計測の高速化に着目する。また、コンピュータグラフィックスで用いられるような数式モデルではなく、実際のBRDFデータセットから直接的にモデル化する表現に着目する。

例えば、計測回数を削減する試みとして、ウェーブレット変換を用いた表現のもとで正反射方向付近以外のサンプリング密度を下げることで69,000回まで抑えた

手法⁹⁾、データセットの線形結合で未知のBRDFを表現することで800回まで抑えた手法がある⁹⁾。また、主成分分析によって次元圧縮した表現のもと、同主成分係数を求める際の行列の条件数が最小になるように、サンプリング方向を選ぶことで、20回程度にまで抑えた手法がある¹⁰⁾。

しかし、計測精度にはまだ向上の余地がある。また、サンプリング条件は手法の精度を上げるように最適化される必要があり、自由に選ぶことが難しい。このため、計測装置をコンパクトに設計することが困難であった。

2. 機械学習を用いた高精度・少数サンプリングを両立する反射特性の計測

2.1 概要

本手法では、BRDFの表現が復元問題を解く上でも適した性質を備えるように、手法全体を設計する枠組みに着目する¹²⁾。特に、従来手法では、モデルの生成とモデルパラメータの推定のフェーズが分離しており、性能向上の余地がある点に着目する。

そこで、ニューラルネットワークを用いて、サンプリングデータを入力とし、未観測のBRDFをダイレクトに出力する推定器を提案する。このように推定器を設計することにより、モデルの生成とモデルパラメータの推定が同時に最適化されるため、性能の向上が期待される。また、本手法ではあらかじめ定められたサンプリング方向のデータに対して、推定器が最適化される。このため、BRDFモデル由来の得意不得意なサンプリング方向が存在しないことが期待される。従って、反射特性の性質を表現するのに経験的に適した方向が含まれていれば、様々なサンプリングセットに対して自在に推定器を構築可能である。本手法を用いることで、既存の計測装置を転用したり、よりコンパクトな新しい計測装置を実現したりすることができると考えられる。

2.2 手法

本手法では、より効率的に等方性のBRDFを表現するためにハーフベクトル座標系¹¹⁾を用いる。この場合、サンプリング方向 $(\mathbf{L}, \mathbf{V})$ は、 $\omega = (\theta_h, \theta_v, \phi_d)$ の3自由度で表現される。この座標系のもとで各角度を1度刻みで取った場合、1つの材料に対するBRDFの次元数は前述と同様に1,458,000次元となる。この次元数は、学習のために用意できる材料の数よりも多い。この点はニューラルネットワークの学習に置いて問題となる。そこで、本手法では、従来の数式モデルと同様に、サンプリング方向 ω に対してBRDF値 $\rho \in \mathbb{R}^1$ を出力する関数を導入する。

$$\rho = f_r(\omega; \alpha) \quad (4)$$

ここで、 $\alpha \in \mathbb{R}^k$ は各材料に対して定まるパラメータである。これに対して、少数のサンプリングデータ $\tilde{\rho} \in \mathbb{R}^n$ から材料パラメータ α を求める関数 g が存在すると仮定する。

Fig. 2 Proposed workflow for the BRDF measurement.

$$\alpha = g(\tilde{\rho}) \quad (5)$$

従来は BRDF モデル f_r が予め与えられた状態で、マテリアルパラメータを推定する問題 g を解いていた。 g の形は f_r から決定されるため、問題を解く精度を上げるためにサンプリングセット $\tilde{\rho}$ をチューニングするアプローチが採られていたと考えることができる。これに対して、本手法では f, g の合成として推定器を表す関数 $\tilde{f}_r$ を考える。

$$\tilde{f}_r(\omega, \tilde{y}) = f_r(\omega, g(\tilde{y})) \quad (6)$$

この関数 $\tilde{f}_r$ を反射特性推定器と呼ぶ。この推定器 $\tilde{f}_r$ をニューラルネットワークを用いて学習する。この推定器の学習では、与えられたサンプリング方向から BRDF を推定する問題と、それに応じた BRDF モデルが同時に最適化される。Fig. 2 に学習された推定器を用いた計測と復元の手順を示す。

次に精度向上のためのテクニックについて述べる。本手法では、サンプリング方向を $\omega = (\sin\theta_h, \cos\theta_d, \cos 2\phi_d)$ に変換してニューラルネットワークに入力する。3 番目の要素の $\phi_d \rightarrow \cos 2\phi_d$ は、2.1 節で述べたヘルムホルツの相反性を満たすための変換である。ハーフベクトル座標系では BRDF が ϕ_d に関して周期 π であると言い換えられる。しかし、単純に $\phi_d \in [0, \pi]$ で学習を行うと、 $\phi_d = \pi$ での BRDF の連続性が保証されない。そこで、等方性の条件から仮定可能な下式の鏡像対称性に着目する。

$$f_r(\phi_d = \phi) = f_r(\phi_d = -\phi) = f_r(\phi_d = \pi - \phi) \quad (7)$$

このとき、 $\phi_d = \pi/2$ で対称となる。よって、 ϕ_d は $\cos 2\phi_d$ で置換可能であり、この変換により $\phi_d = \pi$ での連続性は保証される。また、 $(\theta_h, \theta_d) \rightarrow (\sin\theta_h, \cos\theta_d)$ は $\theta_h = 0$ 付近の正反射および $\theta_d = \pi/2$ 付近のフレネル反射を「より詳しく見る」ように学習させる変換である。このように、データセットを単純に学習させるのではなく、物理的な拘束条件を明示的に満たして、精度を向上するような工夫が施されている。

さらに学習時の損失関数には、下式を出力された BRDF 値に作用させたものの 2 乗誤差を用いた。

$$\rho \rightarrow \log(\rho \cos_w + \epsilon) \quad (8)$$

$$\cos_w = \max\{(\mathbf{N} \cdot \mathbf{L})(\mathbf{N} \cdot \mathbf{V}), \epsilon\} \quad (9)$$

これは BRDF 値の差を人間の知覚に近くなるように変換したものである。 ϵ は定数である。2.3 節で述べたように BRDF 値そのものの差は、人間の質感と合わない。

視覚的な質感としての計測精度を高めるためにこのような工夫が必要となる。

ニューラルネットワークの学習には等方性の BRDF を集めた MERL データベース⁵⁾を用いた。同データベースの 90 マテリアルを学習に使用し、10 マテリアルは評価のみに使用した。また、全結合の多層ニューラルネットワークのアーキテクチャで学習を行う。活性化関数には Swish を用いた。

2.2 結果

Fig. 3 にシミュレーションによる推定結果を示す。この実験では 3 つのサンプリング方向のみから推定している。図は球に対して前方と後方から 2 つのスポット光を照射した場合の仮想像を BRDF に基づいて生成している。図の左側が推定結果、右側が真値である。上段がフェノール樹脂、下段が銀である。これらのマテリアルは前節で述べた通り、MERL データベースの学習に使用しなかったものである。3 方向のみであるにもかかわらず、残りの 1,457,997 次元の BRDF 値が高い精度で復元されていることが分かる。

次に実機による結果について述べる。従来はロボットアームを備えたゴニオリフレクトメータや、多数の光源を配置した半球のドーム状のシステムなど特殊で大型の装置を用いる必要があった。一方、本手法では、サンプリング方向を選ぶ自由度がユーザ側に提供されている。このため、ユーザが計測装置の設計上で要請される条件にも柔軟に対応できる可能性が高い。本稿では、手軽かつ高速な反射特性計測を工業的に広く使用できる将来性に着目し、光沢計の転用を図る。光沢計は、品質管理のために既に工業分野で広く使われているが、光沢度と呼

Fig. 3 Simulation results.

Fig. 4 Results using glossmeters.

ばれる値を計測する目的でのみ利用されていた。反射特性全体を復元できるデバイスとして転用できれば、そのインパクトは大きい。

Fig. 4 に 2 種類の光沢計を用いて計測した結果を示す。本実験では、計測された複数のサンプリング方向における光沢度を BRDF 値に変換し、ニューラルネットワークに入力した。図の左には 2 種類の光沢計を用いて計測を行っている様子を示す。図の最上段には計測対象の反射の様子を示す。左が発泡塩化ビニール樹脂板、右がタイルである。この結果では、ウサギの形のオブジェクト表面に推定された反射特性を適用した場合の再現像を示している。照明は、森の中の自然環境を採用した。図より、マテリアルごとの反射の様子が正確に再現されていることが分かる。また、光沢計の種類に依らず、同じように再現結果が得られていることが分かる。なお、このように計測された反射特性を、バーチャルリアリティやコンピュータグラフィックスの仮想空間構築のために利用したり、プロダクトデザインとして最終イメージを具現化するために利用することも可能である。

さらに 3 次元形状計測の結果と反射特性計測の結果を合成したものを Fig. 5 に示す。この実験ではまず対象物体の 3 次元形状と色を、カメラを用いて非接触に取得する。3 次元形状は高速に取得することが可能である^{13), 14)}。次に、対象表面上の 1 点の反射特性を提案手法で計測する。色のみを操作して、同特性を形状表面に適用することで、実世界と同じ像を再現することができる。図で左は実際に撮影した写真、右は計測結果によって再現したものである。このように、見分けが難しいレベルで質感を再現できる像を自由に生成できる。なお、この再現像は照明環境を変えて、あたかもこの対象物体が異なる場所に存在するかのように再現することも可能である。この実験では、写真を撮った環境の照明を適用している。このようにデジタルアーカイブを高速化するための目的でも利用可能であることが分かる。

Fig. 5 Results of estimated BRDF with 3D shape.

4. まとめ

本稿では視覚的質感の高速計測について述べた。特に、視覚的質感を構成する要素として重要な反射特性に着目した。反射特性の定義とその計測事例を紹介し、計測の高速化が困難であることを述べた。また、反射特性は人間の知覚と大きく関わる点から、計測の戦略を多面的に立てる必要があることを述べた。そのうえで、本稿では機械学習を用いることで、反射特性のモデル化とその推定を同時最適化する手法を紹介した。この手法は、高精度化を達成できるだけでなく、システムをコンパクトに設計する利点も有していることを述べた。最後に、実験事例とともに様々な再現結果や利用方法を紹介した。

参考文献

- 1) 小松英彦, 質感の科学, 朝倉書店 (2016).
- 2) 高松 淳, 日浦 慎作, 長原一, 富永昌治, 向川康博, コンピュータビジョン 最先端ガイド 4, アドコム・メディア (2011).
- 3) Dar'ya Guarnera, Giuseppe Claudio Guarnera, Abhijeet Ghosh, Ian Hall, Mashhuda Glencross, *SIGGRAPH ASIA Courses* (2016).
- 4) Wojciech Matusik, Hanspeter Pfister, Matt Brand, Leonard McMillan, *ACM Transaction on Graphics* **22** (2003) 3.
- 5) Jonathan Dupuy, Wenzel Jakob, *ACM Transaction on Graphics* **37** (2018) 6.
- 6) Fabio Pellacini, James A. Ferwerda, Donald P. Greenberg, *Proc. of SIGGRAPH* (2000).
- 7) Josh Wills, Sameer Agarwal, David Kriegman, Serge Belongie, *ACM Transaction on Graphics* **28** (2009) 4.
- 8) Masataka Sawayama, Yoshinori Dobashi, Makoto Okabe, Kenchi Hosokawa, Takuya Koumura, Toni Saarela, Maria Olkkonen, Shin'ya Nishida, *bioRxiv* (2019).
- 9) Wojciech Matusik, Hanspeter Pfister, Matthew Brand, Leonard McMillan, *Proc. of Eurographics workshop on Rendering* (2003).
- 10) Jannik Boll Nielsen, Henrik Wann Jensen, Ravi Ramamoorthi, *ACM Transaction on Graphics* **34** (2015) 6.
- 11) Szymon M. Rusinkiewicz, *Proc. of Eurographics Workshop on Rendering Techniques* (1998).
- 12) 加地宏乃介, 渡辺義浩, 石川正俊, 第 21 回画像の認識・理解シンポジウム (2018).
- 13) Satoshi Tabata, Michika Maruyama, Yoshihiro Watanabe, Masatoshi Ishikawa, *Sensors*, **19** (2019) 2.
- 14) Michika Maruyama, Satoshi Tabata, Yoshihiro Watanabe, Masatoshi Ishikawa, *Proc. of IEEE meeting on applications of computer vision* (2018).