深層学習による光沢のある布の双方向反射率分布関数の推定

穂苅彩音[†] 寺田望^{†*} 清水郁子[†] [†]東京農工大学 知能情報システム工学科

1 はじめに

コンピュータグラフィクスでは、材質の反射特性を 表現するための双方向反射率分布関数 (Bidirectional Reflectance Distribution Function,以下 BRDF)を用 いて材質の外観を表現する.BRDF に適切なパラメー タを与えればリアルな見た目が実現できるが、適切なパ ラメータを設定することは手間のかかる作業である.そ のため近年では、深層学習により画像の見え方とBRDF モデルのパラメータの関係を学習することで BRDFの パラメータを推定する研究が盛んに行われている.例 えば、等方性の材質に適用可能な手法 [1]を拡張し、フ ラッシュありの1枚の画像を入力として非等方な光学 的性質をもつ金属のような材質の BRDF を推定する手 法 [2] が提案されている.しかし、この手法では、光 沢のある布のような模様・ハイライト・陰影を持つ素 材を対象とした場合に推定に失敗する.

そこで、本研究では、光沢のある布のような素材を 対象として頑健な BRDF パラメータを推定すること を目的とし、異方性の金属のような材質に対して優れ た推定性能を示した Terada らの手法 [2] を拡張し、入 力としてフラッシュありの画像に加えフラッシュなし の画像を用いることで BRDF を推定する.また、損失 関数や推定するパラメータの種類についても改良を行 い、合成データおよび実データを用いて実験を行った. 本稿では代表的な結果を紹介する.従来手法 [2] と同 様に、様々な光学的な性質をもつ材質を扱える Disney Principled BRDF のパラメータを推定する.

2 提案手法

提案手法では,入力画像として,フラッシュを焚いて 撮影した画像とフラッシュを焚かずに環境光のみで撮 影した画像の2枚を用いる.この2枚を用いる理由は, Aitallaら [3] により,フラッシュの有無によって模様・ ハイライト・陰影が区別されることが指摘されている ことによる.これら2枚を入力とすることで,従来フ ラッシュありのみの画像のレンダリングに関する損失 関数のみを用いていたのに対し,フラッシュなしの画 像のレンダリングに関する損失関数を導入し,環境光 のみでのレンダリングしたときの特徴を捉えた BRDF が推定可能になる.

A Method for Estimation of Spatially Varying Bidirectional Reflectance Distribution Functions for Lustrous Material by Deep Learning

Ayane HOKARI[†], Nozomu TERADA[†]and Ikuko SHIMIZU[†] [†]Faculty of Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology,184-8588, Tokyo, Japan s216691v@st.go.tuat.ac.jp 深層学習のネットワーク構造は Terada らの手法 [2] と同様であるが,入力画像枚数が1枚から2枚に拡張さ れている.ネットワークの全体像を以下の図1に示す.



図 1: ネットワークの全体像

損失関数は、従来手法 [2] で用いられた 3 つの損失 関数に加え、環境光 Rendering Loss と名付けた損失関 数を導入する. Rendering Loss はネットワーク中で出 カパラメータマップと正解パラメータマップをレンダ リングし、その結果同士を比較した結果を用いるもの で、BRDF のパラメータ推定を行うタスクにおいて一 般的に使用されている.環境光 Rendering Loss では素 材の模様をより明確に捉えるため、環境光のみでレン ダリングを行う.

また、従来手法 [2] では、金属の異方性をより頑健 に推定するために、Disney Principled BRDF の各パ ラメータのうち sheen、sheenTint、specularTint を推 定していない. このうち sheen と sheenTint は布の反 射を表すパラメータであり、specularTint は非金属の 鏡面反射を表すパラメータである.本手法は光沢のあ る布のパラメータを推定することから、これらのパラ メータは重要な意味を持つため、これらを含んだ全パ ラメータを推定する.

3 実験

3.1 学習

学習に用いるデータセットは, Disney Principled BRDF モデルに基づいた等方性および異方性のパラ メータセットから成る計 20000 個の BRDF データであ る. この各 BRDF を 10 回ずつ異なる照明条件でレン ダリングしたものと,同じ照明条件でレンダリングし たものと,対応する BRDF データのペアで構成された 計 200000 個のレンダリングされた画像データセット を作成した.

実験では,バッチサイズ4で学習を行い,固定学習 率 0.00002 の Adam オプティマイザを使用した.環境 光 Rendering Loss の有無比較では 20000 個, その他は 200000 個のデータを用いて学習を行った. なお, 200000 個のデータを用いる場合, RTX3060 GPU を用いて収 束までにおよそ 4 日程度要した.

3.2 環境光 Rendering Loss の効果

従来手法 [2] の損失関数で学習を行った場合と,環 境光 Rendering Loss を加えて学習を行った場合の結果 を図 2 に示す.改良後の提案手法では,ベースカラー がより入力に近づいている.また,凹凸度合いを示す マップがより細かな特徴まで捉えられている.これは 環境光 Rendering Loss を導入したことで,比較的暗い 照明条件での特徴を捉えられるようになったと考えら れる.



図 2: 環境光 RenderingLoss なしの手法と提案手法の 結果

3.3 従来手法 [2] との比較

フラッシュあり1枚を入力とする従来手法 [2] とフ ラッシュありに加え環境光のみの画像を合わせて入力 とする提案手法の比較結果を示す.

まず,光沢のある布の合成データを入力として与え た場合のレンダリング結果と,代表的なパラメータマッ プを図3に示す.レンダリング結果を比較すると,従 来手法の方が良い結果になった.提案手法は金色のプ リントの反射がほとんどなく,細かな陰影も捉えられ ていない.パラメータマップ同士の比較では改良後の マップの方が正解マップには近いものの,BRDFパラ メータは相互作用しているため,レンダリング結果は 正解と大きく異なるものになっていると推測できる.

次に,光沢のある布の実データを入力として与えた 場合のレンダリング結果と,代表的なパラメータマッ プを図4に示す.従来手法は素材に含まれるシワが模 様として推定されていることがベースカラーのマップ からわかる.提案手法は単純な模様のみになっており, レンダリング結果も布らしい凹凸や色味が再現されて いる.



図 3: 合成データにおける従来手法と提案手法の出力 の比較



図 4: 実データにおける従来手法と提案手法の出力の 比較

最後に、上手く推定出来なかった画像について図5 に示す. どちらも強いハイライトと陰影を模様として 推定しているため、レンダリングした結果が不自然で ある.また、提案手法では、ハイライトが金属の光沢 として推定されている.原因として、フラッシュなし の画像に既に大きな陰影が含まれることが挙げられる. フラッシュなしの画像に陰影が含まれず、フラッシュ ありの画像にハイライトや光沢感が含まれる画像であ れば正しく推定されると推測できる.



図 5: 強いハイライトと陰影

4 まとめ

本稿では、フラッシュあり、フラッシュなしの2枚 の画像を入力として深層学習により光沢のある布に対 応する Disney Principled BRDF モデルのパラメータ 推定を行う手法を提案した.1枚の画像を入力とした 場合より、実データに対する頑健性の向上が可能であ ることを示した.

参考文献

- V. Deschaintre, et al, "Single-Image SVBRDF Capture with a Rendering-Aware Deep Network," ACM Trans. Graph. 37, 4, Article 128, 15 pages (2018).
- [2] Nozomu Terada, Ikuko Shimizu, "One-shot SVBRDF Estimation Including Anisotropic material", Proc. ACM SIGGRAPH European Conference on Visual Media Production (2021).
- [3] Aittala, M., Weyrich, T., Lehtinen, "J. Two-Shot SVBRDF Capture for Stationary Materials," ACM Trans. Graph. 34, 4, Article 110, 13 pages (2015).