

微分可能レンダリングを用いた髪の毛・毛皮の散乱パラメータ推定

芝池 祐星 岩崎 慶

和歌山大学

1. はじめに

CG 画像を生成する際、ユーザは反射モデルや散乱モデルごとに設けられたパラメータの値を変動させることで様々な質感を表現することができる。しかし、モデルによってはパラメータが多く設定されているものも存在し、ユーザが望みの質感を得るために手作業で設定するにはかなりの労力が必要となるため、労力を軽減するための手段としてパラメータ推定が注目されている。髪の毛のパラメータ推定を行う手法として、データセットを用いたパラメータ推定[1]が提案されている。質感を左右するパラメータの推定は大量のデータセットを予め用意しておく、写真に最も特徴が近いデータセットを選択することで行う。この方法では事前に多くの計算を必要とし、データ同士の中間の質感を表現することができないという問題点がある。

そこで本研究では髪の毛・毛皮に焦点を当て、髪の毛・毛皮の画像から毛の質感を左右するパラメータの推定を行い、似た質感の画像を生成することを目的とする。髪の毛・毛皮の散乱モデルには Yan らのダブルシリンダーモデル[2]を使用し、パラメータの推定は各画素の輝度値の微分を行い、各パラメータに関する勾配を得ることで行う。

2. 提案法

本研究では、毛の幾何形状と照明情報は既知として、微分可能レンダリングを用いて髪の毛・毛皮の散乱パラメータを推定する。推定する散乱パラメータは、表 1 に示す 10 種類であり、これらをまとめてパラメータ θ と表す。図 1 は微分可能レンダリングの概要図である。提案法ではパラメータの推定を 3 つのステップで行う。

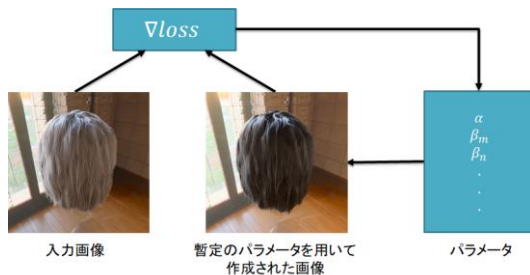


図 1: 微分可能レンダリングの概要図

表 1: ダブルシリンダーモデルのパラメータ

パラメータ	定義
α	キューティクルの傾斜
β_m	キューティクルの粗さ(経度方向)
β_n	キューティクルの粗さ(方位角方向)
η	コルテックス・メデュラの絶対屈折率
l	キューティクルの厚さ
κ	メデュラの半径(毛の半径を 1 とする)
$\sigma_{c,a}$	コルテックスの吸収係数
$\sigma_{m,s}$	メデュラの散乱係数
$\sigma_{m,a}$	メデュラの吸収係数
g	メデュラでの散乱の異方性

2.1. 暫定のパラメータを用いた輝度計算

このステップでは暫定のパラメータ値を用いて輝度計算を行う。輝度の計算にはパストレーシングを使用し、各画素の輝度値とその微分値を以下の式(1)(2)のように計算する。

$$\hat{I}_p(\theta) = \frac{1}{N} \sum L_e \prod_i^k \frac{S(x_i) \cos^2 \theta_i}{P(x_i)} \quad (1)$$

$$\frac{\partial \hat{I}_p(\theta)}{\partial \theta} = \frac{1}{N} \sum L_e \prod_l^k \frac{1}{P(x_l)} \frac{\partial S(x_l)}{\partial \theta} \prod_{i \neq l}^k \frac{S(x_i) \cos^2 \theta_i}{P(x_i)} \quad (2)$$

ここで、 $\hat{I}_p(\theta)$ は暫定のパラメータ θ を用いて計算された画素 p の輝度値、 S は Bidirectional Curve Scattering Distribution Function (BCSDF)、 P は確率密度関数、 N はサンプル数、 L_e は光源の輝度、 k は反射回数、 x はレイと物体の交点、 θ_i は毛のローカル座標系における、光の入射方向 ω_i と接線に垂直な面とのなす角である。

2.2. 損失関数の勾配を算出

ここでは 2.1 節で得られた輝度値とその微分値を用いて損失関数の勾配を計算する。本研究では損失関数に輝度値の誤差の 2 乗和(式(3))を用いる。

$$Loss = \sum_{p \in \Omega} (I_p - \hat{I}_p(\theta))^2 \quad (3)$$

ここで、 I_p は入力画像の画素 p における輝度値、 Ω は画素の集合である．また、損失関数の勾配は以下の式で求められる．

$$\nabla Loss = -2 \sum_{p \in \Omega} (I_p - \hat{I}_p(\theta)) \cdot \frac{\partial \hat{I}_p(\theta)}{\partial \theta} \quad (4)$$

2.3. 各パラメータの更新

このステップでは2.2節で計算した損失関数の勾配を用いて各パラメータの値を更新する．パラメータの更新には Adam [3]を使用する．各パラメータを更新する際、更新の度に全画素分損失関数の勾配を求めるのは計算コストが高い．そのためランダムにいくつか画素を選択し、選択した画素においてのみ損失関数の勾配を計算する．なお、本研究では一度に選択する画素数を16に設定している．

3. 実験結果

提案法を用いてパラメータの推定を行った結果を示す．今回推定を行ったパラメータは10種類(表1)で、入力画像にはダブルシリンダーモデルを用いて作成したオリジナルの画像を使用し、推定の際に用いた髪の毛のモデルは入力画像と同じものを使用した．微分可能レンダリング時の輝度計算と微分値計算のサンプル数はそれぞれ8192, 128を使用した．表2に各パラメータの初期値、推定値、正解値を示す．正解値は入力画像を作成する際に用いたパラメータ値である．なお、推定にかかった時間は約80分である．

表2：パラメータの推定結果

パラメータ	初期値	推定値	正解値
α	1.50	1.57	0.70
β_m	3.00	2.85	2.05
β_n	5.00	4.98	3.75
η	1.49	1.18	1.20
l	1.30	1.69	1.79
κ	0.65	0.49	0.36
$\sigma_{c,a}$	3.00	0.39	0.41
$\sigma_{m,s}$	2.50	2.27	3.49
$\sigma_{m,a}$	0.20	0.07	0.00
g	0.40	0.12	0.28

次に、入力画像(サンプル数： 10^5)と推定したパラメータを用いて作成した画像(サンプル数：8192)の比較を図2に示す．入力画像と推定値を使用した画像(図2右の画像)の平均相対二乗誤差は0.0063である．また、図3は推定開始時から終了までの画像の推移を表したものである．



図2：左から入力画像，正解値を使用した画像，推定値を使用した画像

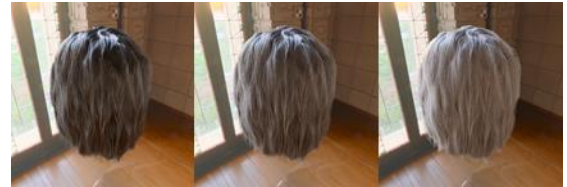


図3：左から推定開始時の画像，推定途中の画像，推定後の画像

図2の結果より、3つの画像に大きな差が見られないことから、パラメータ推定は十分に行えていると考えられる．

4. 結論

本研究では微分可能レンダリングを用いて、髪の毛・毛皮用の散乱モデルである、ダブルシリンダーモデルのパラメータ10種類を入力画像から推定した．入力画像にオリジナルの画像を用いた実験結果では、誤差が0.0063と、入力画像に近い画像を生成することができた．本論文では髪の毛の画像に微分可能レンダリングを適用した結果のみ載せているが、ダブルシリンダーモデルは毛皮にも対応しており、毛皮の画像に適用することも可能である．

今後の展望としては、画像から毛のモデリングを行う手法を組み合わせ、任意の毛の画像から画像を生成することや、ランダムに画素を選ぶ際に、ハイライト部分とそれ以外の部分がバランス良く選択されるように改良すること等が挙げられる．

参考文献

- [1] Nicolas Bonneel et al., “Single Photo Estimation of Hair Appearance”, Computer Graphics Forum, Vol. 28, No. 4, pp. 1171-1180, 2009.
- [2] Ling-Qi Yan et al., “An Efficient and Practical Near and Far Field Fur Reflectance Model”, ACM Transactions on Graphics, Vol. 36, No. 4, Article No. 67, pp. 1-13, 2017.
- [3] Diederick P Kingma et al., “Adam: A Method for Stochastic Optimization”, In International Conference on Learning Representations, 2015.