

# 参照画像を用いた霧パラメータの推定

新重 俊樹<sup>1,a)</sup> 土橋 宜典<sup>1,b)</sup>

**概要:** CG を用いて霧を表現するためには、消散係数や散乱アルベド等のパラメータを適切に設定する必要がある。しかし、ユーザが望んでいる外観の霧を得るためには、パラメータを設定してレンダリング結果を確認しながら調整していくという試行錯誤が避けられない。CG 画像の生成は計算コストが高いため、この作業には多大な手間と時間を要する。特に、霧などの関与媒質 (participating media) は内部での複雑な散乱現象を計算する必要がある。そこで本研究では、目的の霧の外観を表現するための手法を提案する。霧を付加してレンダリングした CG 画像に対し、その外観を再現するような霧のパラメータを推定する。これにより、霧の適切なパラメータを探すための試行錯誤に要する手間と時間を削減することが可能となる。

**キーワード:** 霧, 関与媒質, インバースレンダリング

**Abstract:** In order to render realistic fog using CG, it is necessary to choose parameters such as attenuation coefficient and scattering albedo appropriately. Moreover, a tedious trial-and-error process is inevitable to produce the desired effect of fog; we need to render an image with different parameter settings until the desired effect is obtained. Due to the high computational cost for generating CG images, this process requires a great deal of time and effort. The computational cost is particularly expensive when we need to take into the complex scattering phenomena inside the participating media such as fog. In this study, we propose a method to render the desired appearance of fog. We estimate the fog parameters that reproduce the desired appearance of the image. Our method can reduce the time and effort required for trial and error to find the appropriate parameters of the fog.

**Keywords:** fog, participating media, Inverse Rendering

## 1. まえがき

コンピュータグラフィックス (CG) において、雲や霧などの空間中で光と相互作用を起こす物質を関与媒質 (participating media) とよぶ。このような関与媒質はリアルで雰囲気のある 3D シーンを作成するのに重要な役割を果たし、薄明光線などの美しい大気光学現象を表現する際にも必要となる。本研究では関与媒質のうち、霧について扱う。

CG で霧を表現するには、消散係数や散乱アルベド、位相関数等のパラメータを調整することで霧の外観を定める。よって、ユーザが望んでいる外観の霧を得るためには、レンダリング結果を逐一確認しながら霧のパラメータを調整していく必要がある。一方で、霧に入射した光は内部で散乱を繰り返すため、CG でリアルな霧を表現するた

めにはこの複雑な散乱過程を正確に計算する必要がある。これは計算コストが非常に大きいため、霧のパラメータを調整するために毎回レンダリングを行うには多大な時間と労力を要する。

我々はこの課題を解決するため、適切な霧のパラメータを自動的に決定する手法について研究を行っている。本稿では 1 枚の参照画像から霧パラメータの推定を行い、目的の外観を再現する実験を行った報告をする。

## 2. 関連研究

靄や霞、霧などのヘイズの密度推定と、関与媒質のレンダリングパラメータの推定に関する関連研究について議論する。

画像から霧などのヘイズを除去する Dehazing という研究が広く行われており、この Dehazing の精度を上げるためにヘイズの密度を推定する手法がいくつか提案されている。Choi らは画像の統計的特徴を用いてヘイズの密度を予測するモデルを提案した [1]。また、Zhang らは CNN

<sup>1</sup> 北海道大学  
Hokkaido University

a) shinju@ime.ist.hokudai.ac.jp

b) doba@ime.ist.hokudai.ac.jp

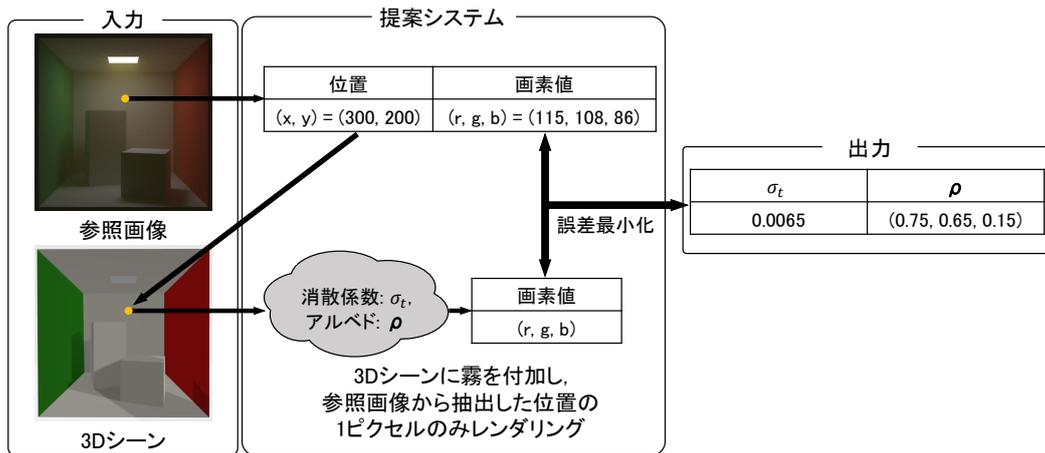


図 1: 提案法の概要

ベースの深層学習によってヘイズ密度を推定する手法を提案した [2]. しかし、これらの手法は人間が知覚したときのヘイズ密度を推定するものであり、この密度をレンダリングパラメータとして用いることはできない。

画像から反射率やジオメトリ、照明などを推定する問題を Inverse Rendering とよぶ。その内、画像から関与媒質のレンダリングパラメータを推定する手法がいくつか提案されている。Dobashi らは参照画像の外観に近い雲のレンダリングパラメータを推定する手法を提案した [3]. また、Adolf らは厚く均質な半透明物体における反射率特性の推定を行う手法を提案した [4]. Che らは半透明物体の反射率特性の推定に深層学習を用いることで、完全に未知の形状と照明を持つ画像に対しても高精度な推定結果を得ることに成功した [5]. しかし、これらの手法は雲や半透明物体のレンダリングパラメータを推定するものであり、霧に着目したものではない。

### 3. 提案法の基本的考え方

提案法の概要を図 1 に示す。本研究の目的は霧を含む画像が与えられた場合に、霧の光学パラメータを推定することである。このとき、霧以外の情報（物体の 3 次元形状や反射率あるいはカメラパラメータなど）は与えられるものとする。ユーザは、霧のない画像に画像処理やペイント操作などによって目的の霧の効果を付与することを想定するが、本稿では、その事前調査として、真の光学パラメータが既知の場合についてのみ実験を行っている。霧の密度は一樣でその散乱特性は等方向性を仮定し、散乱アルベドと消散係数を推定する。散乱アルベドは RGB に対応する波長でサンプルし、消散係数は波長に依存しないものとする。

提案法では、これらの光学パラメータを設定して作成した画像（以下、CG 画像と呼ぶ）と入力画像との誤差を最小とする最適化問題を解く。このとき、CG 画像と入力画像の誤差として、全ピクセルの平均二乗誤差が多く用いられている。しかし、この場合、パラメータを設定するたび

に、CG 画像の全てのピクセルの輝度値を計算しなければならず、極めて計算コストが高い。そのため、できるだけ少ないピクセルのみを用いて光学パラメータを推定できれば計算コストの削減につながる。そこで、本研究では、最小限のピクセル数を用いた光学パラメータの推定可能性について調査する。具体的には、選択するピクセルの位置とその輝度の計算精度に応じた推定精度の変化を調査する。

以下、霧のレンダリングと目的関数の最小化について説明する。

#### 3.1 霧のレンダリング

関与媒質内を伝わる光は光輸送方程式によって記述される。媒質に入射した光はその内部で多重の散乱を繰り返す。本研究では密度分布は均一で等方散乱を仮定している。このとき、媒質の外部に放出された光が再び媒質に入らないと仮定すると、光輸送方程式は次のように書ける。

$$dL(x, \vec{\omega}) = -\sigma_t L(x, \vec{\omega}) \quad (1)$$

ここで、 $L(x, \vec{\omega})$  は媒質内の点  $x$  において特定の方向  $\vec{\omega}$  に向かって入射する光の放射輝度を表し、 $\sigma_t$  は消散係数を表す。消散係数は、次式に示すように、単位距離あたりに吸収される光の割合である吸収係数  $\sigma_a$  と単位距離あたりに散乱される光の割合である散乱係数  $\sigma_s$  の和で表すことが出来る。

$$\sigma_t = \sigma_a + \sigma_s \quad (2)$$

一方、散乱アルベド  $\rho$  は次式で定義される。

$$\rho = \frac{\sigma_s}{\sigma_t} \quad (3)$$

提案法では、上述した消散係数  $\sigma_t$  と散乱アルベド  $\rho$  を推定する。

霧のレンダリングには、最も単純なパストレーシング法を用いる。まず、視点から各ピクセルと通過するレイを生成する。このレイ上において、光の散乱を生じる位置を消

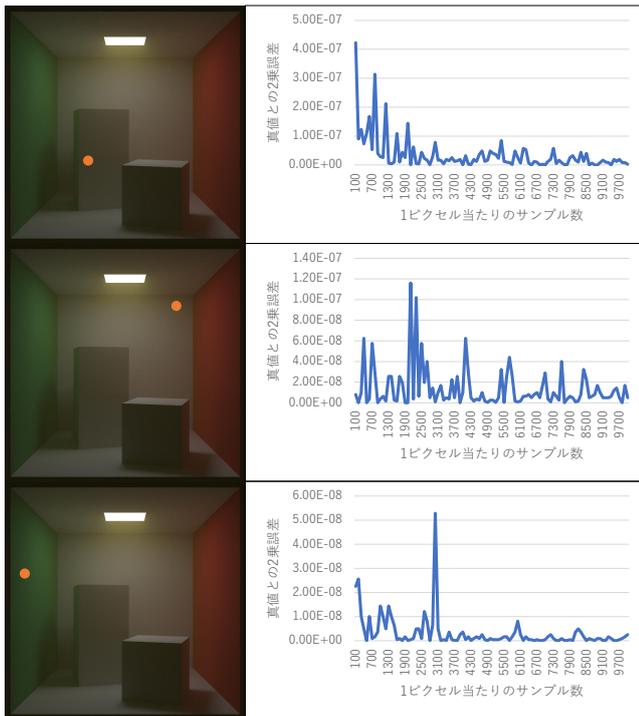


図 2: パスのサンプル数による消散係数の推移

散係数をもとにして確率的に決定する。次に、その点において、散乱方向をやはり確率的に決定し、新たなレイを生成する。ただし、できるだけ光源方向に向けたレイが生成されるような確率分布を設定する。また、散乱アルベドに応じて光のエネルギーは減少する。この処理を繰り返し、レイが光源に交差するか、指定された散乱回数に達するまで繰り返す。以上の方法によって、視点から各ピクセルを通過する多数のパスを生成し、その輝度の平均値を求める。計算精度は、各ピクセルに生成するパスの数によってコントロールできる。

### 3.2 目的関数の最小化

提案法では、次の目的関数  $O$  を最小化するパラメータを探索する。

$$O = (I_{usr}(p) - I_{cg}(p, \sigma_t, \rho))^2 \quad (4)$$

ここで、 $I_{usr}$  は入力として与えた参照画像、 $I_{cg}$  はレンダリングによって生成される画像、そして  $p$  は指定した画素を表す。ただし、今回推定するのは消散係数と散乱アルベドの RGB 成分の 4 変数であり、これらをグリッドサーチにより全組み合わせを探索するのは計算コストが非常に大きく現実的ではない。そこで、消散係数に関する最小化と散乱アルベドに関する最小化を交互に繰り返す。ただし、本稿では、複数回の繰り返しを行っても改善はみられなかったため、繰り返し回数は 1 回のみとした。また、消散係数の推定では  $I_{usr}$  と  $I_{cg}$  の値をグレースケールに変換して最小化を行い、散乱アルベドについては RGB の成分ごとに最小化を行う。

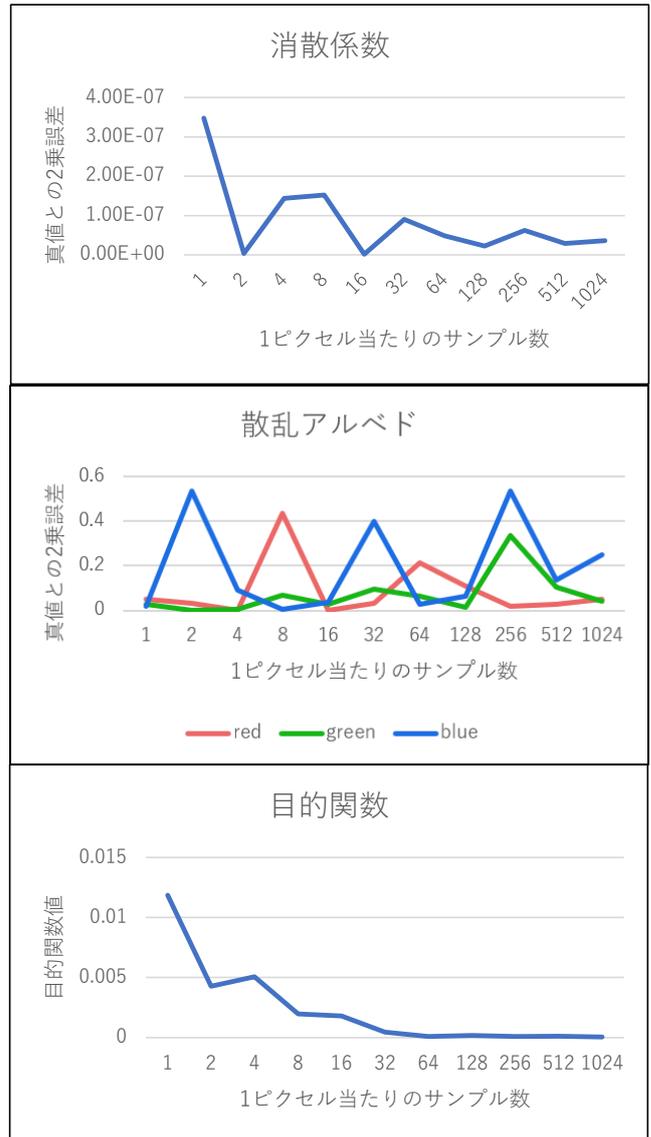


図 3: 消散係数と散乱アルベドの推定

## 4. 実験

提案法を用いた実験を行った結果を示す。実験には Intel Core i7-9750H 2.60GHz を搭載した計算機を使用した。目標となる参照画像として、コーネルボックスのシーンに対し、消散係数と散乱アルベドを指定して霧を付加してレンダリングした画像を用いた。このとき画像サイズは  $600 \times 600$  である。

まず、基礎実験として散乱アルベドを真値に固定し、消散係数のみの最適化に関する実験を行った。この場合、未知変数は消散係数のみであることから、1 ピクセルのみで十分と考えられるが、ピクセル位置やパスのサンプル数に応じて推定結果が変化することが予想される。そこで、ピクセル位置とパスの数に応じた誤差の変化を計測した。結果を図 2 に示す。図に示す三カ所のピクセル位置で推定を行った。図の横軸はパスのサンプル数、縦軸は真値との 2 乗誤差である。いずれの場合も、サンプル数を増加すると

正解値に収束する傾向があるが、ピクセル位置に応じて収束の速さに違いがみられる。

次に、散乱アルベドと消散係数の両方を推定する実験を行った。この場合は、4つの未知変数があることから、4ピクセルをランダムに選択して推定を行った。結果を図3に示す。光学パラメータの誤差と目的関数値をプロットした。この例では、消散係数は収束する傾向にあるが、散乱アルベドは解が安定しない。一方で、目的関数値は収束傾向がみられる。

## 5. 考察とまとめ

本稿では、参照画像に示された所望の外観の霧を再現するために、霧の光学パラメータである消散係数と散乱アルベドの推定に関する実験を行った。推定に用いるピクセル位置やパスのサンプル数によって推定精度が変化することが確認された。しかし、散乱アルベドについては、収束傾向は確認できなかった。これらの傾向が生じる要因についてさらに調査し、効率的な推定手法の確立につなげたい。

今後の課題として、等方散乱をしない異方性の霧を表現するために位相関数もパラメータに加えた手法の開発が必要である。また、入力として用いる参照画像を簡易的な画像処理によって作成する方法についても検討したい。

## 参考文献

- [1] Lark Kwon Choi, Jaehee You, and Alan Conrad Bovik. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 24, No. 11, pp. 3888–3901, 2015.
- [2] Jiahe Zhang, Xiongkuo Min, Yucheng Zhu, Guangtao Zhai, Jiantao Zhou, Xiaokang Yang, and Wenjun Zhang. Hazdesnet: An end-to-end network for haze density prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–16, 2020.
- [3] Yoshinori Dobashi, Wataru Iwasaki, Ayumi Ono, Tsuyoshi Yamamoto, Yonghao Yue, and Tomoyuki Nishita. An inverse problem approach for automatically adjusting the parameters for rendering clouds using photographs. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 31, No. 6, November 2012.
- [4] Adolfo Munoz, Jose I. Echevarria, Francisco Seron, Jorge Lopez-Moreno, Mashhuda Glencross, and Diego Gutierrez. BSSRDF estimation from single images. *Computer Graphics Forum*, Vol. 30, pp. 455–464, 2011.
- [5] Chengqian Che, Fujun Luan, Shuang Zhao, Kavita Bala, and Ioannis Gkioulekas. Towards learning-based inverse subsurface scattering. In *2020 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, pp. 1–12, 2020.