

## ニューラル基底関数の精度向上に関する検討

中 混季†

岩崎 慶‡

† 和歌山大学大学院

‡ 埼玉大学

## 1. はじめに

近年のリアルタイム 3D グラフィックス技術の一つに PRT (Precomputed Radiance Transfer) [1] がある。PRT とは、光の伝搬情報を事前に計算しておき、球面上の基底関数と係数の線形和で表現する。レンダリング時には、基底関数の係数を用いて輝度計算する手法である。基底関数は球面上の関数をコンパクトに表現し、効率的な積分計算を可能にする特性が求められる。PRT に使用される基底関数として、球面調和関数 (Spherical Harmonics : SH), ウェーブレット関数, 球面ガウス関数 (Spherical Gaussian : SG) を用いることが一般的であるが、これらの基底関数にはそれぞれ制限がある。

- SH は高周波関数の表現に大量の係数が必要である。
- ウェーブレット関数は回転不変性がない。
- SG は多重積分をサポートしていない。

本研究は、基底関数としてニューラルネットワークを用いることで、上記の制限を避け、精度が高いレンダリング手法を提案する。

## 2. 先行研究

Xu らは基底関数の制限を回避し、レンダリングの計算に有効な特性を備えた基底関数であるニューラル基底関数を提案した [2]。まず、2次元の球面関数 (環境マップ, 双方向反射率分布関数, 可視関数, 伝達関数) を 2次元画像として表現し、オートエンコーダ形式のネットワーク (これを表現ネットワークと呼称する) への入力とする。表現ネットワークを用いて、球面関数を潜在ベクトルに圧縮する。次に、潜在ベクトルを入力とし、二重積分や三重積分などの計算特性をもつ計算ネットワークを用いて放射輝度を予測する。

先行研究では、環境マップと伝達関数の画像を同じ表現ネットワークを用いて学習を行っている。そのため、影の輪郭がぼやけてしまうことがあり、精度の面で課題がある。

## 3. 提案手法

## 3.1 概要

本研究では、環境マップ用の表現ネットワークと伝達関数用の表現ネットワークに分けて学習を行うことで、レンダリング結果の精度向上を試みる。本研究では、物体表面の材質として拡散反射材質を仮定し、提案手法によるレンダリング結果の精度を検証する。

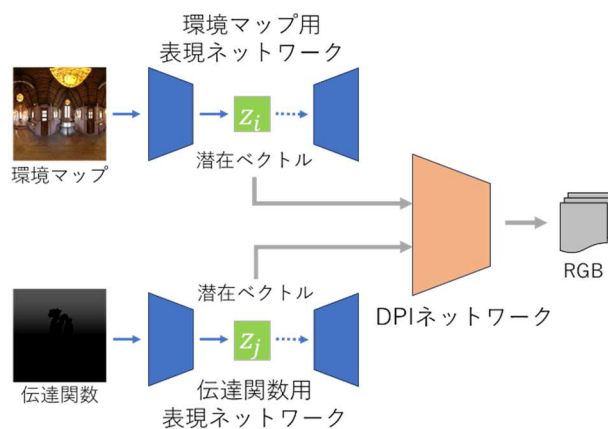


図 1 提案手法の概要

## 3.2 学習データ

表現ネットワークに用いる学習データは、環境マップと伝達関数の画像で構成される。

## 3.2.1 環境マップ

環境マップはインターネットから 200 枚を収集した。環境マップは HDR 画像であるため、前処理としてトーンマッピングを行い、表現ネットワークの入力の形に合わせるため解像度を  $128 \times 128$  にダウンサンプリングを行う。さらに、データ補強のためランダムに回転させ、最終的に 1000 枚の環境マップを学習に用いる。

## 3.2.2 伝達関数

伝達関数とは、拡散反射材質に対する双方向反射率分布関数 (BRDF) と、光が遮蔽されるか否かを表す可視関数からなる 2次元の球面関数である。伝達関数  $T(\omega_i)$  を式 (1) に示す。

$$T(\omega_i) = V(\omega_i) f_r(\omega_i, \omega_o) \max(0, \mathbf{n} \cdot \omega_i) = \frac{k_d}{\pi} V(\omega_i) \max(0, \mathbf{n} \cdot \omega_i) \quad (1)$$

ここで、 $\omega_i$  は入射方向、 $\omega_o$  は出射方向、 $\mathbf{n}$  は法線、 $V$  は可視関数、 $f_r$  は BRDF、 $k_d$  は拡散反射率である。

A study to improve the accuracy of neural basis functions for real-time rendering

† Koki Naka Wakayama University

‡ Kei Iwasaki Saitama University

拡散反射率 $k_d$ はレンダリング時に指定することができ、 $\frac{1}{\pi}$ は不変であるため、 $\frac{k_d}{\pi}$ を除いた伝達関数 $T'(\omega_i)$ の画像を学習に用いる。伝達関数 $T'(\omega_i)$ を式(2)に示す。

$$T(\omega_i) = V(\omega_i)\max(0, \mathbf{n} \cdot \omega_i) \quad (2)$$

伝達関数の画像は、視点から光線を飛ばし、光線とオブジェクトの交点で作成する。1つのオブジェクトに対し、3つの視点から伝達関数の画像を作成する。7つのオブジェクトから3083163枚の伝達関数の画像を作成し、伝達関数用の表現ネットワークの学習に用いる。

### 3.3 ネットワークの学習

環境マップ用と伝達関数用の表現ネットワークをそれぞれ学習させた後に、学習させたモデルを用いて、環境マップ1枚と伝達関数3083163枚を潜在ベクトルに圧縮する。作成した潜在ベクトルと事前に計算しておいた正解の輝度値を用いて、二重積積分の計算を行う Double Product Integral (DPI) ネットワーク (計算ネットワーク) の学習を行う。学習とレンダリングに用いた環境マップを図2に示す。

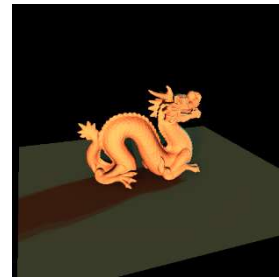


図2 学習とレンダリングに使用した環境マップ

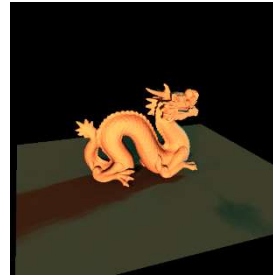
## 4. 結果

学習した表現ネットワークと DPI ネットワークを用いて、学習時に使用していないオブジェクト dragon のレンダリングを行う。オブジェクト dragon の伝達関数は、学習データの伝達関数の作成方法と異なり、dragon の各頂点で生成し、伝達関数の画像の枚数は505955枚となった。

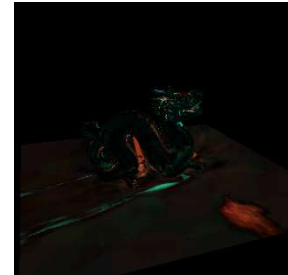
提案手法でレンダリングした結果とその誤差画像を図3に示す。誤差評価のRMSE (二乗平均平方根誤差) は3.66916である。誤差画像から、本来影ができていない場所で暗くなる部分があるものの、画面中央から左側にできた dragon による床の影などを表現できている。



参照画像



提案手法



誤差画像

図3 レンダリング結果と誤差画像。誤差画像はわかりやすくするために誤差を5倍にして出力している。

## 5. まとめと今後の課題

本研究では、環境マップ用と伝達関数用の2つ表現ネットワークを用いるニューラル基底関数手法を提案し、提案手法のレンダリング精度を調査し、精度向上の検討を行った。今回の実験では、大きな誤差が生じている部分があり、課題が残る結果となった。

今後の課題として、レンダリング対象のオブジェクトから学習用の伝達関数の画像を作成し、事前に学習したモデルをファインチューニングすることで、レンダリング精度を向上させることが挙げられる。

### 参考文献

- [1]. P-P. Sloan, J. Kautz, J. Snyder, "Precomputed Radiance Transfer for Real-Time Rendering in Dynamic, Low-Frequency Lighting Environments", ACM Transactions on Graphics, Vol. 21, No. 3, pp. 527-536, 2002.
- [2]. Z. Xu, Z. Zeng, L. Wu, L. Wang, L-Q. Yan, "Lightweight Neural Basis Functions for All-Frequency Shading", Proc. of SIGGRAPH Asia 2022 Conference Papers, Article No.14, pp. 1-9, 2022.