

推薦論文

# 鏡面反射成分を持つ大域照明画像の ノイズ除去およびアップサンプリング

徳吉 雄介<sup>1,a)</sup>

受付日 2014年11月14日, 採録日 2015年4月3日

**概要:** 実時間大域照明レンダリングにおいて、高速化のために物体表面の法線を用いたクロスバイラテラルフィルタリングやアップサンプリングといった後処理がしばしば用いられるが、物体表面の材質が鏡面反射成分を持つ場合には誤差が大きくなってしまいう問題がある。これは鏡面反射のシェーディング結果が法線だけでなく視線方向や鏡面反射の鋭さに強く依存するためである。そこで本論文は鏡面反射ローブの類似性に基づいたクロスバイラテラルフィルタリングおよびアップサンプリングの重み関数を提案する。通常、バイラテラルフィルタリングはユークリッド空間上の2点間の距離を基にピクセル間の類似性を決定するが、鏡面反射ローブは方向空間上の分布関数によって表される。そこで本論文はクロスバイラテラルフィルタリングをより一般化し、非ユークリッド空間上の分布関数の類似性を基にした重み関数を導入する。さらに、鏡面反射ローブに対しこの重み関数を解析的に解くために、球面ガウス関数を用いた近似を提案する。本手法は完全に動的なシーンに対応可能であり、パラメトリック BRDF を持つシーンに対して事前計算を必要としない。また、本手法はカメラの位置と G-バッファのみを使用するため、遅延シェーディングのようなレンダリングパイプラインにおいてメモリ使用量の増加なしに実行することが可能である。

**キーワード:** コンピュータグラフィックス, 画像生成, 大域照明, バイラテラルフィルタリング

## Denoising and Upsampling for Glossy Indirect Illumination

YUSUKE TOKUYOSHI<sup>1,a)</sup>

Received: November 14, 2014, Accepted: April 3, 2015

**Abstract:** For real-time global illumination rendering, cross bilateral filtering and upsampling using surface normals are often used. However, when a scene has highly glossy surfaces, this approach can produce overblurring errors. This is because shading results strongly depend on the view direction and glossiness of materials. This paper proposes a novel weighting function of cross bilateral filtering based on a similarity of specular lobes. Conventional bilateral filtering uses a similarity based on a distance between two points in a Euclidian space, while a specular lobe is represented with a distribution function in directional space. Therefore, this paper generalizes cross bilateral filtering for such distribution functions in a non-Euclidian space. In addition, an approximation using spherical Gaussians is proposed to analytically solve the specular lobe-based weighting function. The proposed method is completely dynamic for parametric BRDFs. Since this technique requires only a camera position and a G-buffer, it can be used for deferred shading pipelines without additional memory footprints.

**Keywords:** computer graphics, picture/image generation, global illumination, bilateral filtering

### 1. はじめに

実時間大域照明レンダリングではクロスバイラテラルフィルタリング [3], [13] によるモンテカルロ (MC) ノイ

<sup>1</sup> 株式会社スクウェア・エニックス  
Shinjuku, Tokyo 160-8430, Japan  
<sup>a)</sup> tokuyosh@square-enix.com

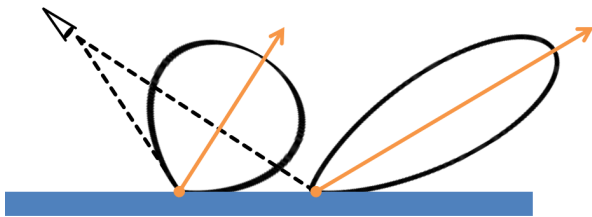


図 1 鏡面反射ローブの違い. 法線アウェアな重み関数ではこの違いを検知することができない

Fig. 1 Difference of specular lobes.

ズの除去がしばしば後処理で用いられる. また, クロスバイラテラルフィルタリングと同じ重み関数を用いたジョイントバイラテラルアップサンプリング [8] による高解像度化も用いられることが多い. 特に遅延シェーディングでは G-バッファに記録された物体表面の法線や位置情報の類似性を用いたジオメトリアウェアな重み関数が利用可能なので, これらは効率的な方法であるといえる. しかしながら, この重み関数は鋭い鏡面反射を持つ領域を過剰に暈かしてしまうという問題を持っている. これはジオメトリアウェアな重み関数が面の法線と位置のみを考慮しているのに対し, 実際のシェーディング結果は BRDF によって表現される鏡面反射ローブに強く依存するためである (図 1). そこで本論文は鏡面反射ローブの類似性を考慮したクロスバイラテラルフィルタリングの重み関数を提案する.

通常バイラテラルフィルタリングはピクセル間の重みを決定するためにユークリッド空間上の 2 点間の距離を基にした類似性を用いるが, 鏡面反射ローブは方向空間上の分布関数で表されている. そこで本論文ではクロスバイラテラルフィルタリングをより一般化し, 非ユークリッド空間上の分布関数の類似性を基にした重み関数を導入する. 本手法は視線方向や BRDF に依存して重み関数の帯域幅が適応的に変化するため, ジオメトリアウェアな重み関数に比べて物体表面の材質に依存したパラメータチューニングが少なく済むという利点を持つ. また, 粗さマッピング等による BRDF のパラメータの変化を検知するので, BRDF のパラメータが急激に変化する領域で発生しがちだった暈けを抑制することができる. この重み関数を解析的に計算するために, さらに本論文は球面ガウス関数 (Spherical Gaussians, SG) [20] を用いた近似を提案する. 本手法は完全に動的なシーンに対応可能であり, またカメラの位置と G-バッファ (深度, 法線, 反射率, および BRDF のパラメータバッファ) のみを使用するので, パストレーシングだけでなく遅延シェーディングやボクセルコーントレーシング [2] といった非レイトレーシングアルゴリズムにも適用可能である. 本論文の主な寄与を以下にあげる.

- 非ユークリッド空間上の分布関数の類似性を評価するクロスバイラテラルフィルタリングの一般化.
- 鏡面反射ローブの類似性を基にした大域照明画像向け

フィルタリングとアップサンプリングの提案.

- 上記フィルタリングおよびアップサンプリングの重み関数を解析的に評価するための SG を用いた近似.

## 2. 背景

### 2.1 関連研究

ジオメトリアウェアフィルタリングは特に遅延シェーディングによる対話的な大域照明レンダリングでしばしば用いられてきた [14], [16]. ジオメトリアウェアアップサンプリングは Yang ら [23] によって導入され, さらに Herzog ら [4] によって時間的一貫性を利用した時空間アップサンプリングに拡張された. アップサンプリングは鏡面反射面で速度が遅くなるボクセルコーントレーシングにも効果的である [12]. 鏡面反射面で誤差が増加してしまうという問題に対する解決案としては NL-means [1] や誤差推定を用いたオフライン手法 [10], [15], [17] が存在する. 対話的なレンダリング向けの高速度な手法としては, 周波数解析を用いた axis-aligned filtering [11] 等が提案されている. これらの中で使われているのは鏡面反射が鋭いほど画面空間上のカーネルを鋭くするというものであるが, 視線方向の影響は無視されている. また粗さマッピングのように BRDF のパラメータが空間的に変化する場合についても考慮されていない. 本論文ではクロスバイラテラルフィルタリングおよびアップサンプリングの重み関数を単純に拡張することで鏡面反射に関する問題を解決する.

### 2.2 ジオメトリアウェアフィルタリング

クロスバイラテラルフィルタリング (もしくはアップサンプリング) において, ピクセル  $i$  のフィルタリング後の値  $\hat{I}(i)$  は次の加重平均によって推定される.

$$\hat{I}(i) = \frac{\sum_j W(i, j) I(j)}{\sum_j W(i, j)}. \quad (1)$$

ここで  $j$  はピクセル  $i$  の周囲でサンプルされたピクセルで,  $I(j)$  は入力画像の値である. 重み  $W(i, j)$  は以下の式で与えられる.

$$W(i, j) = f(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j) \prod_k w_k(i, j).$$

$f(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$  は画面空間上のユーザ定義のフィルタリングカーネルで,  $\mathbf{s}_i$  は画面空間上のピクセル  $i$  の位置である. ノイズ除去フィルタリングでは  $f(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$  に以下のガウス関数  $g$  がよく用いられる.

$$f(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j) = g(\|\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_j\|, \sigma_s^2) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_j\|^2}{2\sigma_s^2}\right).$$

本論文の内容は 2014 年 6 月の Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウムにて報告され, グラフィクスと CAD 研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

ここで分散  $\sigma_s^2$  はユーザ定義のパラメータである。  $k$  番目の重み関数  $w_k(i, j)$  も次のガウス関数で与えられる。

$$w_k(i, j) = g(\|J_k(i) - J_k(j)\|, \sigma_k^2).$$

ここで、  $J_k(i)$  は  $k$  番目のガイダンス画像のピクセル  $i$  の値で、分散  $\sigma_k^2$  はユーザ定義のパラメータである。この重み関数はガイダンス画像  $J_k$  の光度に関する類似性 (photometric similarity) を評価するものである。

ジオメトリアウエアフィルタリングではガイダンス画像  $J_k$  に深度バッファと法線バッファがよく用いられてきた [23]。BRDF がランバートシアンモデルでかつ入力画像から反射率が取り除かれていると仮定すると、カメラから見た最初のバウンズ面において深度と法線が近ければ近いほど似た結果を得るという推測に基づいているためである。したがって、ジオメトリアウエアフィルタリング (またはアップサンプリング) の重みは以下の式によって表現できる。

$$W(i, j) = f(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)w_z(i, j)w_n(i, j),$$

$$w_z(i, j) = g(|z_i - z_j|, \sigma_z^2),$$

$$w_n(i, j) = g(\|\mathbf{n}_i - \mathbf{n}_j\|, \sigma_n^2).$$

ここで  $z_i$  と  $\mathbf{n}_i$  はそれぞれピクセル  $i$  の深度と法線である。

この重み関数は低周波のBRDFに対して効果的で、特に対話的な大域照明レンダリングではよく用いられている。しかし鏡面反射の場合、ノイズ除去フィルタリング (またはアップサンプリング) によって誤差が増加してしまう可能性がある。なぜならばシェーディング結果は法線よりも鏡面反射ローブに強く依存するため、上記の仮定が有効ではなくなってしまうためである。したがって、より適切なノイズ除去フィルタリング (またはアップサンプリング) を行うためには、鏡面反射ローブの類似性を考慮する必要がある。鏡面反射ローブは方向空間上の分布関数によって表現されるため、この分布の類似度を求めなければならない。

### 3. 分布アウエアフィルタリング

本章では分布の類似性に基づいたバイラテラルフィルタリングの一般化について述べる。本論文では入力画像中のあるピクセル  $i$  の値  $I(i)$  を次の式で表現することとする。

$$I(i) = o_i + \int_{\Omega} Q(\mathbf{x})a_i(\mathbf{x})d\mathbf{x}. \quad (2)$$

この式で、  $\mathbf{x}$  はある高次元のドメイン  $\Omega$  中の位置で、  $Q(\mathbf{x})$  はピクセル非依存の関数であり、  $a_i(\mathbf{x})$  はピクセル  $i$  に依存した分布関数である。また  $o_i$  はノイズを含むオフセット値である。

このとき、  $a_i(\mathbf{x})$  はピクセル  $i$  の特徴と見なせるので、ピクセル  $i$  と  $j$  との類似性は  $a_i(\mathbf{x})$  と  $a_j(\mathbf{x})$  との類似性に

よって表現することができる。古典的バイラテラルフィルタリング [19] の場合、画面上の位置を  $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^2$ 、輝度を  $Y \in \mathbb{R}$  とすると、  $\mathbf{x} = \{\mathbf{s}, Y\}$ 、  $\Omega = \mathbb{R}^3$ 、  $Q(\mathbf{x}) = Y$ 、そして  $a_i(\mathbf{x}) \propto g(|Y - I(i)|, \tau^2) \delta(\mathbf{s} - \mathbf{s}_i)$  で式 (2) を表すことができる。ここで  $\tau^2$  は入力画像依存の分散パラメータであり、  $\delta(\mathbf{s} - \mathbf{s}_i)$  は Dirac のデルタ関数である。またガイダンス画像  $J$  を持つクロスバイラテラルフィルタリングの場合は、  $a_i(\mathbf{x}) \propto g(|Y - J(i)|, \tau^2) \delta(\mathbf{s} - \mathbf{s}_i)$  となる。ピクセル  $i$  と  $j$  の類似度は、分布関数  $a_i(\mathbf{x})$  と  $a_j(\mathbf{x})$  の積の積分によって表現できる。しかし、これらはデルタ関数を持つ可能性があるため、本論文ではユーザ定義の平滑化カーネル  $b(\mathbf{x}', \mathbf{x})$  を用いて平滑化した以下の関数  $c_i(\mathbf{x})$  と  $c_j(\mathbf{x})$  を使用する。

$$c_i(\mathbf{x}) = \int_{\Omega} a_i(\mathbf{x}')b(\mathbf{x}', \mathbf{x})d\mathbf{x}'. \quad (3)$$

そして  $c_i(\mathbf{x})$  を正規化した関数  $p_i(\mathbf{x})$  は以下の式で与えられる。

$$p_i(\mathbf{x}) = \frac{c_i(\mathbf{x})}{\sqrt{\int_{\Omega} (c_i(\mathbf{x}'))^2 d\mathbf{x}'}}. \quad (4)$$

この  $p_i(\mathbf{x})$  と  $p_j(\mathbf{x})$  の積の積分をピクセル間の類似度  $q_{i,j}$  とする。

$$q_{i,j} = \int_{\Omega} p_i(\mathbf{x})p_j(\mathbf{x})d\mathbf{x}. \quad (5)$$

$p_i(\mathbf{x})$  は正規化されているので、類似度  $q_{i,j}$  の範囲は 0 以上 1 以下であり、2つの分布が完全に一致したとき 1 となる。本論文では、最終的な重み関数  $w(i, j)$  を、分布  $a_i(\mathbf{x})$  と  $a_j(\mathbf{x})$  の鋭さの影響を調整するためのユーザ定義の指数パラメータ  $\beta$  を用いて以下の式で表す。

$$w(i, j) = q_{i,j}^{\beta}.$$

この重み関数はクロスバイラテラルフィルタリングの重み関数の上位集合となっている。たとえば、  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ 、  $\Omega = \mathbb{R}^m$  で、  $a_i(\mathbf{x}) \propto g(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|, \tau^2)$  かつ  $b(\mathbf{x}', \mathbf{x}) \propto g(\|\mathbf{x}' - \mathbf{x}\|, v^2)$  のとき、重み関数はガウス関数  $w(i, j) = g(\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|, \frac{2}{\beta}\tau^2 + \frac{2v^2}{\beta})$  によって表現することができる。この重み関数の分散パラメータは入力画像依存の分散  $\tau^2$  をユーザ定義のパラメータ  $v^2$  と  $\beta$  を用いて線形変換したものであるといえる。この線形変換による量け具合の調整のために本論文では2つのパラメータを用いている。さらに上記の表現ではピクセルごとに異なる分散パラメータ  $\tau_i^2$  を追加のガイダンス画像からの入力として用いることも可能である。このとき、  $\bar{\tau}_i^2 = \tau_i^2 + v^2$  とすると、  $w(i, j) = \left(\frac{2\bar{\tau}_i\bar{\tau}_j}{\bar{\tau}_i^2 + \bar{\tau}_j^2}\right)^{\beta} g\left(\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|, \frac{\bar{\tau}_i^2 + \bar{\tau}_j^2}{\beta}\right)$  となり、  $\bar{\tau}_i$  と  $\bar{\tau}_j$  との違い、すなわち  $\tau_i$  と  $\tau_j$  の違いを検知するフィルタリングが可能となる。図 2 に示すように、もしピクセルごとの分散  $\tau_i^2$  が既知ならば、本論文の重み関数を用いるこ

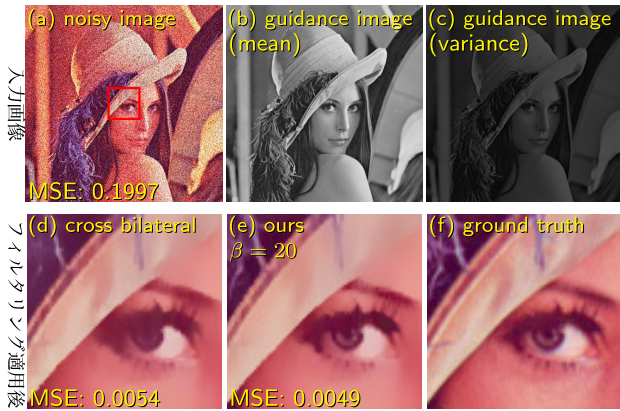


図 2 平均画像 (b) と分散画像 (c) で表現されたガウス関数を用いた分布アウェアなフィルタリング. 分散の違いも考慮することによって瞳の部分の輝度の変化を保存することができる

Fig. 2 Distribution-aware filtering using mean and variance images.

とで分散  $\tau_i^2$  が変化する領域で現れる過剰な量けを抑制することができる. また, 本章の重み関数の表現ではユークリッド空間上のガウス関数以外の分布関数も使用可能である. こうした特徴は非ユークリッド空間上の積分である大域照明レンダリングに適している.

#### 4. 鏡面反射ローブアウェアフィルタリング

本章では, 反射率を除いた間接照明に対してノイズ除去フィルタリングもしくはアップサンプリングを適用し, 最後に反射率を乗算して直接照明成分を加算するパイプライン [16] を対象として, 鏡面反射ローブの類似性を基にした重み関数の説明を行う. また拡散反射成分は鏡面反射成分とは別のバッファに保存するものとする [12]. ピクセル  $i$  に対応する面における反射率を除いた BRDF を, 光の入射方向  $\omega$  を用いて  $\rho_i(\omega)$  とおくと, 入力画像である反射率を除いた間接照明バッファのピクセル値  $I(i)$  はレンダリング方程式 [6] を用いて以下の式で表される.

$$I(i) = \epsilon_i + \int_{\mathbb{R}^3} \int_{S^2} L(\mathbf{y}, \omega) \rho_i(\omega) \max(\mathbf{n}_i \cdot \omega, 0) \delta(\mathbf{y} - \mathbf{y}_i) d\omega d\mathbf{y}.$$

$\epsilon_i$  は近似誤差,  $L(\mathbf{y}, \omega)$  は位置  $\mathbf{y}$  と方向  $\omega$  における入射放射輝度, そして  $\mathbf{y}_i$  はピクセル  $i$  に対応する位置で G-バッファから得られる. これは式 (2) において,  $o_i = \epsilon_i, \mathbf{x} = \{\mathbf{y}, \omega\}, \Omega = \{\mathbb{R}^3, S^2\}, Q(\mathbf{x}) = L(\mathbf{y}, \omega), a_i(\mathbf{x}) = \rho_i(\omega)(\mathbf{n}_i \cdot \omega) \delta(\mathbf{y} - \mathbf{y}_i)$  にそれぞれ対応する. そして  $\rho_i(\omega)(\mathbf{n}_i \cdot \omega) \delta(\mathbf{y} - \mathbf{y}_i)$  は鏡面反射ローブである. 本論文ではこのローブの類似性を用いた重み関数を提案するが, 以降は簡単のため, 方向空間上の分布についてのみ議論を行う. 位置  $\mathbf{y}$  は画面空間上の位置  $\mathbf{s}$  と G-バッファから得られる深度によって表現可能であり, またどちらもデルタ関数になるため, 重み関数のうち位置成分は既存のジオメトリアウェアな重み関数と同一となることは自明なので省

略する.

鏡面反射ローブの類似度を求めるために, 式 (5) に示す積分を解かなくてはならないが, このローブは BRDF モデルごとに異なり, 解析解が存在するとは限らない. 事前計算で表にしておく方法もあるが, シーンによっては膨大な量の BRDF の組合せを考慮しなくてはならないので, この方法は実用的ではないといえる. そこで本論文では SG を用いた解析的近似を用いることを提案する.

#### 4.1 球面ガウス関数

SG は球面上の関数で, 以下の式で与えられる.

$$G(\omega, \xi, \lambda) = g\left(\|\omega - \xi\|, \frac{1}{\lambda}\right) = \exp(\lambda((\omega \cdot \xi) - 1)).$$

$\xi$  はローブの軸,  $\lambda$  はローブの鋭さである. そして 2 つの SG の積の積分の厳密解 [20] は以下の式で与えられる.

$$\int_{S^2} G(\omega, \xi_1, \lambda_1) G(\omega, \xi_2, \lambda_2) d\omega = \frac{4\pi \sinh(r)}{\exp(\lambda_1 + \lambda_2) r}. \quad (6)$$

ここで  $r = \|\lambda_1 \xi_1 + \lambda_2 \xi_2\|$  である. このように SG の積の積分は SG 基底で表現できない. そこで Iwasaki ら [5] は以下のような近似を導入した.

$$\int_{S^2} G(\omega, \xi_1, \lambda_1) G(\omega, \xi_2, \lambda_2) d\omega \approx \frac{2\pi G\left(\xi_1, \xi_2, \frac{\lambda_1 \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}\right)}{\lambda_1 + \lambda_2}. \quad (7)$$

$\lambda_1$  と  $\lambda_2$  が大きいほど, この式の近似誤差は小さくなるという特徴を持っている.

#### 4.2 SG を用いた重み関数の近似

本論文では SG を用いて以下のように鏡面反射ローブを近似する.

$$a_i(\omega) \propto G(\omega, \xi_i, \lambda_i).$$

これは Wang ら [21] のパラメトリック BRDF に対する解析的な近似によって実現可能である. また計測データによって表現された BRDF に対しては, 事前計算でマイクロファセットモデルに近似しておけばよい. レイヤード BRDF のような複数のローブを持つ場合では事前計算で単一のローブに近似しておくか, あるいは分布関数フィルタリング [9], [18] を用いて事前計算なしに単一のローブに近似することも可能である. Wang らの近似において, ローブの軸と鋭さは法線方向と BRDF のパラメータだけでなく視線方向にも依存して決まる. そのため本論文は視線方向の影響も考慮した重みづけが可能となっている. 平滑化カーネルも SG を使って  $b(\omega', \omega) \propto G(\omega', \omega, \kappa)$  とすると, 近似式 (7) を利用して式 (3) を以下のように表現することができる.

$$c_i(\omega) \propto G(\omega, \xi_i, \bar{\lambda}_i).$$

ここで  $\bar{\lambda}_i = \frac{\lambda_i \kappa}{\lambda_i + \kappa}$  である.

このとき、式 (4) と (5) は式 (6) より解析解を持つが、本論文では高速化のためにこれらの式についても式 (7) を用いて以下のように近似した.

$$p_i(\omega) \approx \sqrt{\frac{\bar{\lambda}_i}{\pi}} G(\omega, \xi_i, \bar{\lambda}_i),$$

$$q_{i,j}(\omega) \approx \frac{2\sqrt{\bar{\lambda}_i \bar{\lambda}_j}}{\bar{\lambda}_i + \bar{\lambda}_j} G\left(\xi_i, \xi_j, \frac{\bar{\lambda}_i \bar{\lambda}_j}{\bar{\lambda}_i + \bar{\lambda}_j}\right).$$

したがって、最終的な方向成分の重み関数は以下に示す単純な式によって表現することができる.

$$w_{\omega}(i, j) \approx \left(\frac{2\sqrt{\bar{\lambda}_i \bar{\lambda}_j}}{\bar{\lambda}_i + \bar{\lambda}_j}\right)^{\beta} G\left(\xi_i, \xi_j, \frac{\beta \bar{\lambda}_i \bar{\lambda}_j}{\bar{\lambda}_i + \bar{\lambda}_j}\right).$$

式 (4) と (5) に厳密解 (式 (6)) と近似 (式 (7)) とを適用した際の違いを図 3 に示す. 重み関数は  $\xi_i$  と  $\xi_j$  とのなす角に関する関数となるため、横軸を  $\xi_i$  と  $\xi_j$  とのなす角とした. ロープの鋭さが小さくない限り、近似誤差はほぼ無視可能であるといえる.

この重み関数はローブが鋭いほど高周波となるという既存の周波数解析を基にしたノイズ除去フィルタリングと似た性質を持っている. さらに、2つのロー

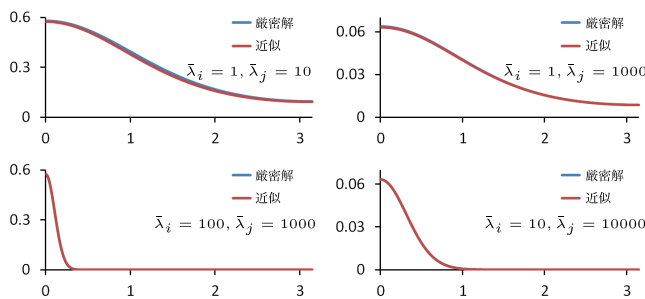


図 3 Iwasaki の近似 (式 (7)) の重み関数 ( $\beta = 1$ ). 横軸:  $\xi_i$  と  $\xi_j$  とのなす角. 縦軸:  $w_{\omega}(i, j)$

Fig. 3 Plot of Iwasaki's approximation (Eq. (7)).

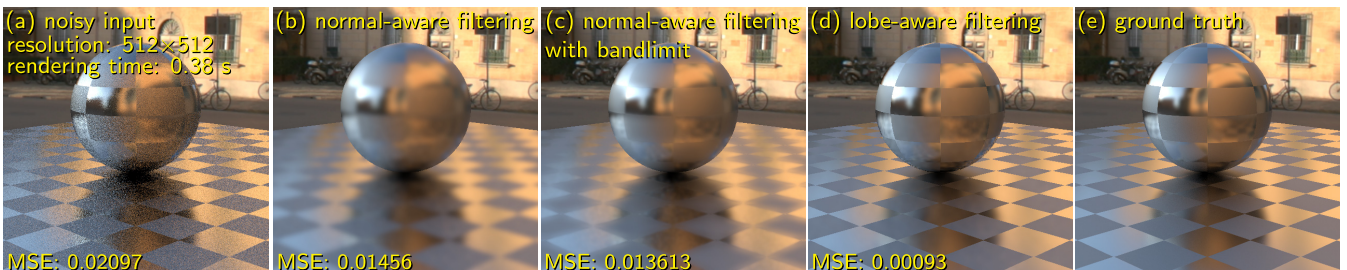


図 4 粗さマップを持つシーンのノイズ除去フィルタリング. 法線アウェアな重み関数を用いた場合 (b) は粗さパラメータが変化する領域で暈けてしまっている. 周波数解析を基にした手法では鏡面反射の鋭さに従って画面空間上のカーネルの帯域幅を調整するが、それでも暈けは残ってしまう (c). それに対し、本論文の重み関数を用いた場合 (d) では真の解により近い結果を得ることができている

Fig. 4 Denoising for a scene with roughness maps.

ブの鋭さが異なると重みが小さくなるという特徴がある. また、この式は既存の法線アウェアな重み関数  $w_n(i, j) = g(\|\mathbf{n}_i - \mathbf{n}_j\|, \sigma_n^2) = G\left(\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j, \frac{1}{\sigma_n^2}\right)$  の拡張となっている. この法線アウェアな重み関数は、本論文の重み関数において拡散反射面の場合に相当する. なぜなら拡散反射ではローブの軸は法線となり、その鋭さは  $\bar{\lambda}_i = \bar{\lambda}_j$  となるためである.

## 5. 実験結果

鏡面反射成分を保存した間接照明バッファに対するノイズ除去フィルタリングとアップサンプリングの実験結果を示す. CPU には Intel® Xeon® W5590, GPU には AMD Radeon™ HD 6990 を用いた. BRDF は Phong の法線分布関数を持つ Kelemen らのモデル [7] である. ユーザ定義のパラメータには  $\beta = 20$ ,  $\kappa = 100$  を使用している. また、法線アウェアな重み関数には  $\sigma_n^2 = 0.01$  を用いている.

### 5.1 ノイズ除去フィルタリング

図 4 は、粗さマップを持つシーンに対し CPU パストレーシングでレンダリングした画像を入力とするノイズ除去フィルタリングの結果である. 誤差の評価には平均二乗誤差 (mean squared error, MSE) を用いた. 法線アウェアな重み関数の場合、粗さパラメータの空間的变化を検知しないため、粗さパラメータが急激に変化する領域を過剰に暈かしてしまう (図 4(b)). 既存の画面空間上のカーネルの帯域幅を調整する手法でも暈けが残ってしまう (図 4(c)). それに対し、本手法 (図 4(d)) は BRDF の粗さの違いを検知するので、真の解に近い結果を得ることができている.

図 5 は異なる鋭さを持つシーンを同じパラメータを用いてノイズ除去フィルタリングを行った結果である. 粗い鏡面反射では法線アウェアな重み関数は誤差を低減させることができるが、同一のパラメータを用いて鋭い鏡面反射にノイズ除去フィルタリングを適用すると誤差が増加してしまう. 一方本手法は同一のパラメータで両者の画像の誤

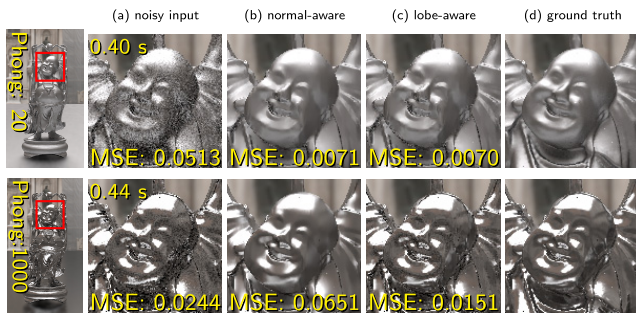


図 5 ノイズ除去フィルタリングの品質比較 (解像度  $360 \times 640$ ). 法線アウェアな重み関数 (b) で粗い鏡面反射面向けにパラメータを調整すると、鋭い鏡面反射では過剰に暈して誤差を増加させてしまう. それに対し本手法 (c) は同一のパラメータを用いても両者の誤差を低減させることができる

Fig. 5 Comparison of denoising quality for glossy objects.

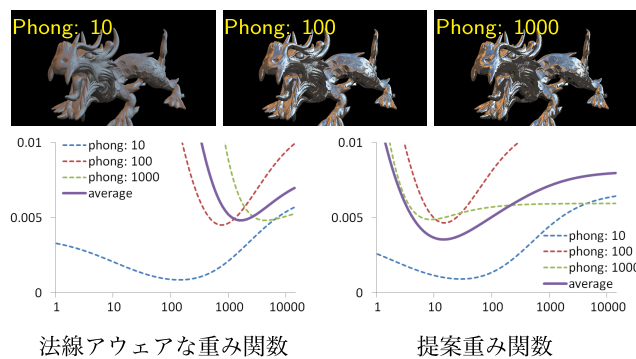


図 6 各材質の最適なパラメータ. 横軸: パラメータ  $\beta$  (片対数グラフ). 縦軸: MSE. 紫のラインは平均値. 本論文の重み関数は最適値がより密集しているため, 同一パラメータで複数の材質の誤差を低減できる

Fig. 6 Optimal parameters for various materials.

差を低減できている. これは本手法が材質に依存したパラメータチューニングが少なく済むことを意味している.

## 5.2 パラメータチューニング

パラメータチューニングのより詳細な評価を図 6 に示す. これは鏡面反射の鋭さ (Phong exponent) が異なる 3 つの材質に対して様々なパラメータ  $\beta$  を用いたノイズ除去フィルタリングの誤差を示したものである. 単一の材質の場合では, 最適値における各材質の誤差が法線アウェアな重み関数と鏡面反射ローブアウェアな重み関数とでほとんど同じである. しかしながら法線アウェアな重み関数は最適なパラメータが材質の鋭さに応じて異なるのに対し, 本論文の重み関数では最適なパラメータがより密集している. したがって, 複数の材質を持つシーンでは, 本論文の手法は同一パラメータで誤差をより小さくすることができる (紫のライン). それに加え, 図 4 に示したように本手法は BRDF の鋭さの変化も検知するので, 複数の材質が混在するシーンではさらに誤差を低減させることが可能となっている.

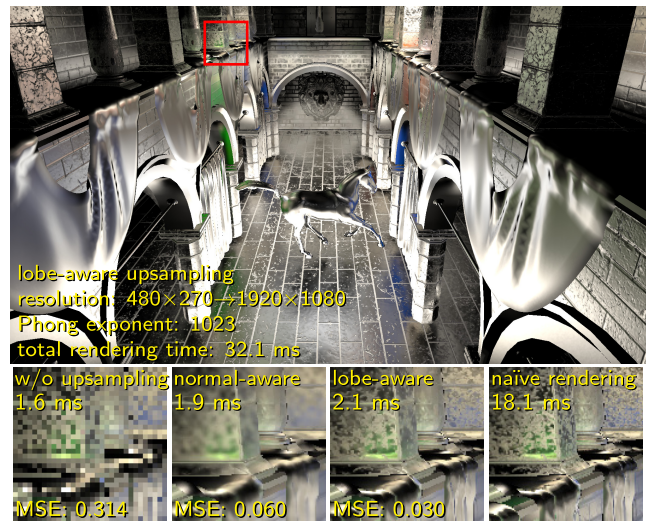


図 7 時空間アップサンプリングを用いたボクセルコーントレーシング. 法線アウェアな重み関数では過剰に暈けてしまうが, 提案するローブアウェアな重み関数ではより真の解に近い結果を得られる. これは法線ミップマップフィルタリングを使用したレンダリングでさらに顕著な傾向となる. 下段の各時間はコーントレーシングとアップサンプリングを合わせた計算時間

Fig. 7 Voxel cone tracing using spatio-temporal upsampling.

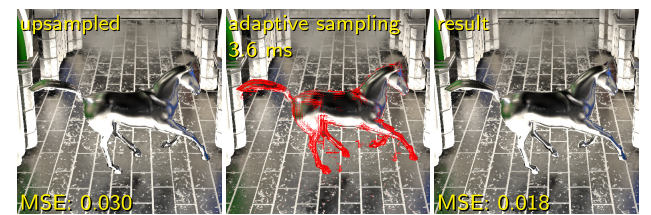


図 8 図 7 のシーンに対する適応的アップサンプリング. 動的な物体 (馬) の周囲の赤いピクセルのみ再サンプリングすることで高品質化可能

Fig. 8 Adaptive sampling for the upsampled image.

## 5.3 アップサンプリング

ボクセルコーントレーシングに時空間アップサンプリング [4] を適用した実時間レンダリングの結果を図 7 に示す. シーンには法線マップが適用されており, また法線ミップマップフィルタリング [18] が使用されているので, 法線の方向だけでなく実効 BRDF における鏡面の粗さも激しく変化している. このような法線アウェアな重み関数では難しいシーンでも, 本手法は無視できるほど小さなオーバーヘッドで真の解に近い結果を得ることができる.

## 5.4 適応的サンプリング

バイラテラルフィルタリングおよびアップサンプリングは不連続な領域で誤差を小さくし難いという制限を持つが, 本手法もこれを継承している. しかしながら重みの総和 (式 (1) の分母) に基づいた適応的サンプリングを用いることでこのバイラテラルフィルタリングの制限は縮小可能である (図 8). 特に時空間フィルタリングまたはアッ

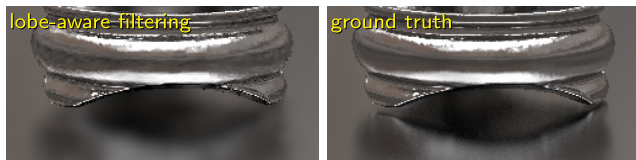


図 9 入射光の急激な変化をとらえていないことによる暈け

Fig. 9 Our method can produce overblurring for spatial changes of incoming radiance.

プサンプリングでは動く物体の周囲のみ時間的に不連続なので、再サンプリングの対象ピクセルは少なく済むという利点がある。

## 6. 制限事項

ジオメトリアウェアな重み関数と同様に、入射光が急激に変化する場合は過剰に暈けやすいという問題 (図 9) を持つが、これは axis-aligned filtering のように二次レイの情報も用いることで回避可能である。

また、本論文では高速化を優先して鏡面反射ローブを単一の SG で近似したため、異方性鏡面反射を表現することができないが、異方性球面ガウス関数 [22] や複数の SG を用いることでそのような複雑な BRDF を表現することも可能である。

## 7. まとめ

本論文はクロスバイラテラルフィルタリングを一般化することで、鏡面反射ローブの類似性に基づいたノイズ除去フィルタリングとアップサンプリングを提案した。さらに解析的に重み関数を計算するために SG による近似を用いた。その結果、鏡面反射成分を持つ画像を実時間で高画質化することが可能となった。本手法は全周波数の鏡面反射に対して適応的な重み関数を持つ。またその鋭さが空間的に変化してもその違いを検知するため、過剰な暈しによる誤差の増加を抑えることができる。本手法はパラメトリック BRDF を用いた遅延シェーディングに対して事前計算や追加のメモリの必要がなく、完全に動的なシーンに対応していると考えられる。また、本手法は法線アウェアな重み関数を置き換えるだけで実装可能なので、既存の様々なノイズ除去フィルタリングやアップサンプリングのフレームワークに適用可能であるといえる。本論文では、提案重み関数をノイズ除去フィルタリング以外に時空間アップサンプリングと適応的サンプリングにも適用したが、他の手法と組み合わせることでさらに高品質な後処理が可能になると考えられる。

**謝辞** 本論文の環境マップとポリゴンモデルには以下の URL で公開されているデータを使用させていただいた。データの提供に深謝する。

- P. Debevec,  
URL: <http://gl.ict.usc.edu/Data/HighResProbes/>
- The Stanford 3D Scanning Repository,  
URL: <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>
- F. Meinel and M. Dabrovic,  
URL: <http://www.crytek.com/cryengine/cryengine3/downloads>
- R.W. Sumner and J. Popovic,  
URL: <http://people.csail.mit.edu/sumner/research/deftransfer/data.html>

## 参考文献

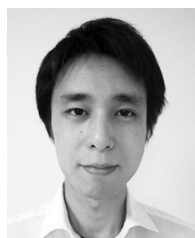
- [1] Buades, A., Coll, B. and Morel, J.-M.: A non-local algorithm for image denoising, *Proc. CVPR'05*, pp.60–65 (2005).
- [2] Crassin, C., Neyret, F., Sainz, M., Green, S. and Eisemann, E.: Interactive indirect illumination using voxel cone tracing, *Comput. Graph. Forum*, Vol.30, No.7, pp.1921–1930 (2011).
- [3] Eisemann, E. and Durand, F.: Flash photography enhancement via intrinsic relighting, *ACM Trans. Graph.*, Vol.23, No.3, pp.673–678 (2004).
- [4] Herzog, R., Eisemann, E., Myszkowski, K. and Seidel, H.-P.: Spatio-temporal upsampling on the gpu, *Proc. I3D'10*, pp.91–98 (2010).
- [5] Iwasaki, K., Dobashi, Y. and Nishita, T.: Interactive bi-scale editing of highly glossy materials, *ACM Trans. Graph.*, Vol.31, No.6, pp.144:1–144:7 (2012).
- [6] Kajiya, J.T.: The rendering equation, *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol.20, No.4, pp.143–150 (1986).
- [7] Kelemen, C. and Szirmay-Kalos, L.: A microfacet based coupled specular-matte brdf model with importance sampling, *EG'01 Short Presentations*, pp.25–34 (2001).
- [8] Kopf, J., Cohen, M.F., Lischinski, D. and Uyttendaele, M.: Joint bilateral upsampling. *ACM Trans. Graph.*, Vol.26, No.3 (2007).
- [9] Laurijssen, J., Wang, R., Dutré, P. and Brown, B.J.: Fast estimation and rendering of indirect highlights, *Comput. Graph. Forum*, Vol.29, No.4, pp.1305–1313 (2010).
- [10] Li, T.-M., Wu, Y.-T. and Chuang, Y.-Y.: SURE-based optimization for adaptive sampling and reconstruction, *ACM Trans. Graph.*, Vol.31, No.6, pp.194:1–194:9 (2012).
- [11] Mehta, S.U., Wang, B., Ramamoorthi, R. and Durand, F.: Axis-aligned filtering for interactive physically-based diffuse indirect lighting, *ACM Trans. Graph.*, Vol.32, No.4, pp.96:1–96:12 (2013).
- [12] Mittring, M.: The technology behind the unreal engine 4 elemental demo, *SIGGRAPH Courses* (2012).
- [13] Petschnigg, G., Szeliski, R., Agrawala, M., Cohen, M., Hoppe, H. and Toyama, K.: Digital photography with flash and no-flash image pairs, *ACM Trans. Graph.*, Vol.23, No.3, pp.664–672 (2004).
- [14] Ritschel, T., Eisemann, E., Ha, I., Kim, J.D.K. and Seidel, H.-P.: Making imperfect shadow maps view-adaptive: High-quality global illumination in large dynamic scenes, *Comput. Graph. Forum*, Vol.30, No.8, pp.2258–2269 (2011).
- [15] Rousselle, F., Manzi, M. and Zwicker, M.: Robust de-

- noising using feature and color information, *Comput. Graph. Forum*, Vol.32, No.7, pp.121–130 (2013).
- [16] Segovia, B., Iehl, J.-C., Mitanchey, R. and Péroche, B.: Non-interleaved deferred shading of interleaved sample patterns, *Proc. Graph. Hardw. (GH'06)*, pp.53–60 (2006).
- [17] Sen, P. and Darabi, S.: On filtering the noise from the random parameters in monte carlo rendering, *ACM Trans. Graph.*, Vol.31, No.3, pp.18:1–18:15 (2012).
- [18] Toksvig, M.: Mipmapping normal maps, *J. Graph. Tools*, Vol.10, No.3, pp.65–71 (2005).
- [19] Tomasi, C. and Manduchi, R.: Bilateral filtering for gray and color images, *Proc. ICCV'98*, pp.839–846 (1998).
- [20] Tsai, Y.-T. and Shih, Z.-C.: All-frequency precomputed radiance transfer using spherical radial basis functions and clustered tensor approximation, *ACM Trans. Graph.*, Vol.25, No.3, pp.967–976 (2006).
- [21] Wang, J., Ren, P., Gong, M., Snyder, J. and Guo, B.: All-frequency rendering of dynamic, spatially-varying reflectance, *ACM Trans. Graph.*, Vol.28, No.5, pp.133:1–133:10 (2009).
- [22] Xu, K., Sun, W.-L., Dong, Z., Zhao, D.-Y., Wu, R.-D. and Hu, S.-M.: Anisotropic spherical gaussians, *ACM Trans. Graph.*, Vol.32, No.6, pp.209:1–209:11 (2013).
- [23] Yang, L., Sander, P.V. and Lawrence, J.: Geometry-aware framebuffer level of detail, *Comput. Graph. Forum*, Vol.27, No.4, pp.1183–1188 (2008).

## 推薦文

筆者らは、鏡面反射成分を含むシーンにおけるレンダリング結果に、リアルタイムでノイズ除去および高解像度化を施す手法を提案している。本論文では、完全に動的なシーンにおいても実時間レンダリング可能な、高速な技術を提案している。また、既存の様々なグラフィクスフレームワークに適用可能な汎用性と、高い実用性も認められる。このように、リアルタイムコンピュータグラフィクス制作に大きく貢献する研究であることから、推薦論文として広く公開することが望ましい。

(グラフィクスと CAD 研究会主査 柿本正憲)



徳吉 雄介 (正会員)

1980年生。2007年信州大学大学院工学系研究科システム開発工学専攻博士後期課程修了。工学博士。2007年株式会社日立製作所システム開発研究所入社(研究員)。HPCおよび組み込みプロセッサ向け最適化コンパイラの研究開発に従事。2010年株式会社スクウェア・エニックス入社(シニアリサーチャー)。大域照明を中心にレンダリングの研究開発を行う。