



パストレーシングを用いたプロジェクションマッピングの ノイズ評価指標に関する検討

勝部寛也¹⁾, 渡辺 義浩¹⁾

1) 東京工業大学 工学院 情報通信系 (〒 226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259-G2-31, katsube.t.aa@m.titech.ac.jp)

概要: パストレーシングによって短時間で描画したノイズの多い画像を, 高速プロジェクタで投影することで, 写実的なダイナミックプロジェクションマッピングが可能である. これは, ランダムに生じるノイズが知覚上で積分されることで, 少なく見えることによる. しかし, 知覚的なノイズは十分に消えておらず, 加えて, 評価は定性的に行われている. 本稿では今後の品質向上に向け, どのような客観評価指標が本手法の知覚的なノイズの評価に適するかを検討する.

キーワード: 画像評価指標, プロジェクションマッピング, 高速プロジェクタ

1. はじめに

近年, 現実世界の物体に仮想の画像を投影するプロジェクションマッピングが注目されている. なかでも, 運動する物体に対して画像を投影するダイナミックプロジェクションマッピングが可能になった. ダイナミックプロジェクションマッピングの課題として, シーンの 2 次反射や影の実現が挙げられる.

例えば, リアリティの高いコンピュータグラフィクス (CG) ではパストレーシングが用いられている. パストレーシングとは, 光線経路をサンプリングすることで写実的な画像を描画する手法である. サンプリングする光線経路により, 光源を通る明るい画素値から, 光源を通らない暗い画素値まで得られ, 一定数のサンプリング結果を積分することで最終的な画素値を求める. よって, パストレーシングは画素ごとのサンプリング数 samples-per-pixel (spp) が少ないほど真値と異なる画素がノイズとして生じ, spp が高いほど真値に近い画像が得られる. しかし, 高い spp の画像を描画するには時間を要する欠点がある.

一方, ダイナミックプロジェクションマッピングでは, 運動する物体に画像を投影するため, 高速性が求められる. そこで, 低い spp で描画した画像を高速プロジェクタで投影するダイナミックプロジェクションマッピングが提案された [1]. 同手法は高速な投影により, 運動する物体に対してずれのない投影が可能である. 加えて, 視覚上でノイズが積分され, 綺麗な投影像が知覚される. しかし, 同手法では知覚的なノイズは十分に消えておらず, 加えて, 評価は定性的に行われていた. 今後ダイナミックプロジェクションマッピングで投影画像のデノイズを考えるうえで, 人が実際に見て感じるノイズの評価を示す指標が必要である.

知覚的なノイズの評価には人間の主観評価が必要である. しかし, 主観評価実験は被験者を募る必要があり, コストを要する. CG において主観評価の課題を持つ画像評価に関しては, SSIM [2] や FLIP [3] など様々な客観評価が主観

評価の代替として提案されてきた.

本稿では, 既存の客観的な画像評価指標が, 視覚的な積分を利用するプロジェクションマッピングにおいても主観評価の代替として利用できるかを検討する. 運動する物体への投影に先立ち, 本稿では静止した物体に対して, 事前に描画した画像を投影することで, ノイズのないプロジェクションマッピングとノイズを含むプロジェクションマッピングを比較する. また, 視覚的な積分と計算上の spp の積分の関係が不明であるため, 本稿では, 視覚的な積分を計算上で再現した画像ではなく, 投影画像自体から計算する客観評価指標について考える. 最初に, パストレーシングを用いたプロジェクションマッピングの主観評価実験を行った. 次に, 主観評価実験で得られた結果を, 既存の画像評価指標である SSIM, FLIP と比較した. 最後に, 画像評価指標をパストレーシングを用いたプロジェクションマッピングに用いるうえで, どのような要素が必要かを考察した.

2. 関連研究

画像評価は主観評価と客観評価の 2 つに分かれる. 画像評価に関して, 人の評価を表現するのは主観評価である. しかし, 主観評価実験は被験者を募る必要があり, コストを要する欠点がある. そこで, 画像の品質を主観評価実験無しで評価するものとして, 客観的な評価指標が考えられてきた. 本節ではその中でもノイズのない参照画像との比較を行う画像評価指標について述べる.

2.1 SSIM

SSIM [2] は現在広く使われている画像評価指標であり, パストレーシングで描画した画像を, フラットなモニタ上で利用する際にも用いられている. SSIM は下式のように輝度, コントラスト, 構造を考慮した画像評価指標である.

$$SSIM(x, y) = l(x, y) \cdot c(x, y) \cdot s(x, y) \quad (1)$$

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (2)$$



図 1: 投影対象

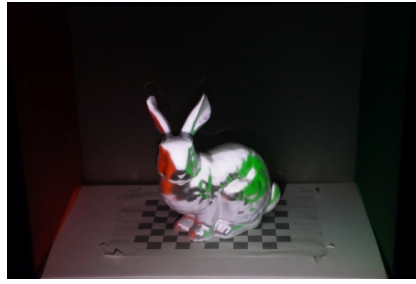
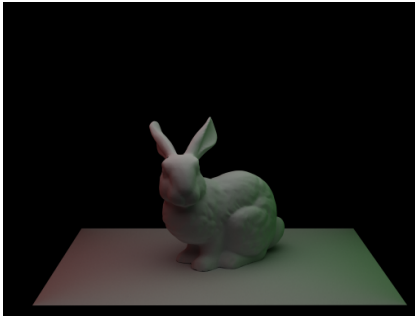


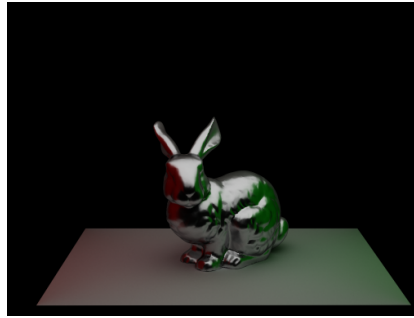
図 2: 金属 (10000 spp) の投影



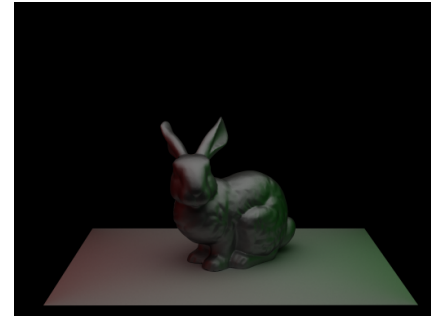
図 3: 実験の様子



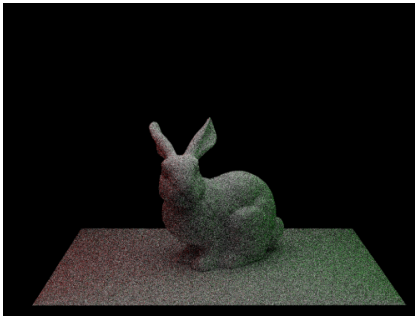
(a) マット (10000 spp)



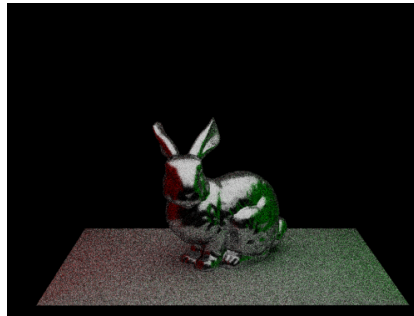
(b) 金属 (10000 spp)



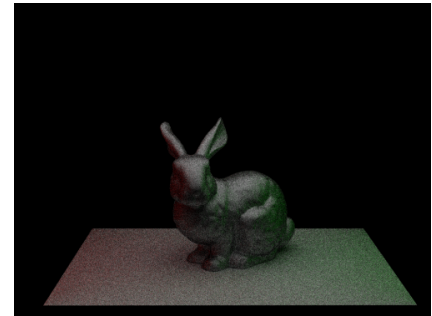
(c) 粗い金属 (10000 spp)



(d) マット (5 spp)



(e) 金属 (5 spp)



(f) 粗い金属 (20 spp)

図 4: 各マテリアルの投影画像

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (3)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x + \sigma_y + C_3} \quad (4)$$

SSIM はある画素に対して近傍の画素で局所的に計算する。 μ_x, μ_y は参照画像と比較画像各々の局所的な平均輝度, σ_x, σ_y は各画像の輝度の局所的な標準偏差, σ_{xy} は参照画像と比較画像の輝度の局所的な共分散, C_1, C_2, C_3 は定数である。

2.2 FLIP

FLIP [3] は知覚系のモデルに基づいた画像評価指標であり, 人間が知覚できないような細部の違いを無視できるように設計されている。また, FLIP は主に CG を対象として設計されている指標である。FLIP は色と特徴のパイプラインに分かれている。色のパイプラインでは, 人間のコントラスト感度関数に基づいたフィルタリングや, ハント効果に基づいた補正を行うことで, 知覚的な色差を求めている。特徴パイプラインでは, エッジと点の特徴を抽出することで特徴量の差を求めている。最終的に, 画素ごとに色差を特徴量の差で強調することで FLIP の評価を得る。

3. 主観評価実験

本節では, 知覚的な積分を用いたプロジェクションマッピングの主観評価に関する実験について述べる。主観評価はノイズがない参照画像とノイズがある比較画像を投影し, 比較することで行った。本稿では図 1 のような対象に, 図 2 のような投影をしており, 図 2 は参照画像として 10000 spp の画像を投影したものである。また, 現状ではノイズがない画像をダイナミックプロジェクションマッピングに必要な 1000 fps で描画することが難しいため, 静的なシーンで事前に描画したものを投影した。本実験は東京工業大学の人を対象とする倫理審査委員会第 2020224 号で承認を受けている。

3.1 実験条件

本稿ではプロジェクタに DynaFlash [4] を用い, 947 fps でカラー画像を投影した。投影対象には図 1 のような, ボックスの中に Stanford Bunny [5] が置かれたものを使用した。ボックスのサイズは幅 450mm, 高さ 300mm, 奥行き 300mm, Stanford Bunny のサイズは幅 200mm, 高さ 200mm, 奥行き 140mm である。計算機は CPU に Xeon

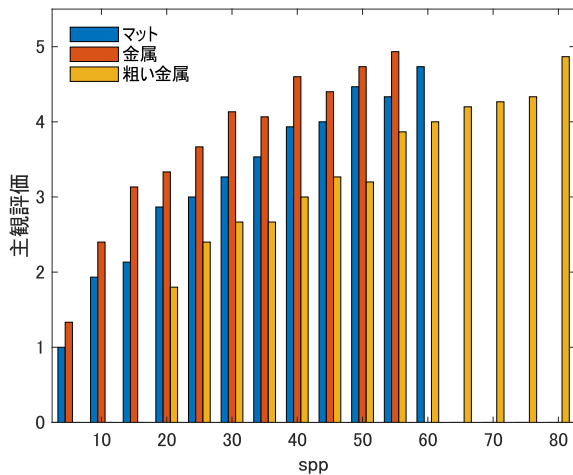


図 5: 主観評価の結果

E5-2687W v4, GPU に GeForce RTX 2080 Ti を搭載したものである。また、実験は環境光が 0.8 lx である暗い部屋の中で行った。

実験は 23~24 歳の 3 人を対象に行った。被験者は図 3 のようにボックスから 1m 離れた場所に座って観察した。

3.2 投影シーン

投影する画像には投影対象と同じサイズの Stanford Bunny を描画する。図 4 は 10000spp での投影画像である。Stanford Bunny の素材は金属、粗い金属、マットの 3 種類のマテリアルで描画した。2 種の金属マテリアルには下式のような Walter らが提案したモデル [6] を用いた。また、幾何減衰項には Height-Correlated Masking and Shadowing [7], フレネル項には Schlick が提案した近似式 [8] を用いた。

$$f_r = \frac{DGF}{4(\mathbf{i} \cdot \mathbf{n})(\mathbf{o} \cdot \mathbf{n})} \quad (5)$$

$$D = \frac{\alpha^2 \chi^+(\mathbf{m} \cdot \mathbf{n})}{\pi \cos^4 \theta_m (\alpha^2 + \tan^2 \theta_m)^2} \quad (6)$$

$$G = \frac{\chi^+(\mathbf{o} \cdot \mathbf{m}) \chi^+(\mathbf{i} \cdot \mathbf{m})}{1 + \Lambda_1 + \Lambda_2} \quad (7)$$

$$\Lambda_1 = \frac{-1 + \sqrt{1 + \alpha^2 \tan^2 \theta_o}}{2} \quad (8)$$

$$\Lambda_2 = \frac{-1 + \sqrt{1 + \alpha^2 \tan^2 \theta_i}}{2} \quad (9)$$

$$F = \rho + (1 - \rho)(1 - \mathbf{o} \cdot \mathbf{h})^5 \quad (10)$$

f_r は金属マテリアルの BRDF, D は微小面分布関数, G は幾何減衰項, F はフレネル項であり, \mathbf{n} , \mathbf{m} は物体表面, 微小面の法線ベクトル, \mathbf{i} , \mathbf{o} は光が入射, 散乱する方向のベクトル, \mathbf{h} は \mathbf{i} と \mathbf{o} のハーフベクトル, $\theta_m, \theta_o, \theta_i$ は \mathbf{m} , \mathbf{o} , \mathbf{i} が \mathbf{n} となす角である。 $\chi^+(x)$ は $x > 0$ で 1, $x \leq 0$ で 0 を表す。また, α はラフネスであり, 本稿では金属が 0.02, 粗い金属が 0.2, ρ はマテリアルの反射率であり, 金属, 粗い金属ともに R, G, B で全て 1 とした。

マットなマテリアルには下式のようなランバート反射を用いた。

$$f_d = \frac{\rho}{\pi} \quad (11)$$

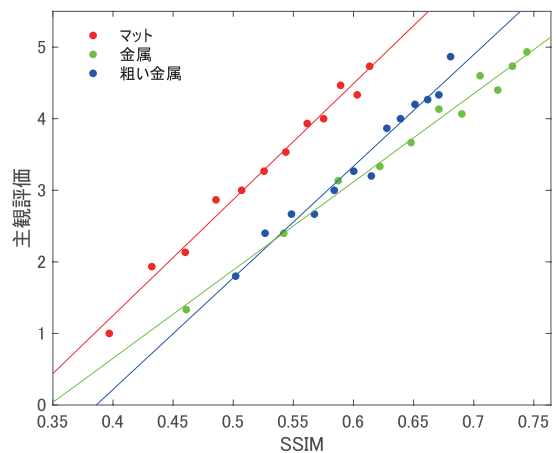


図 6: SSIM と主観評価

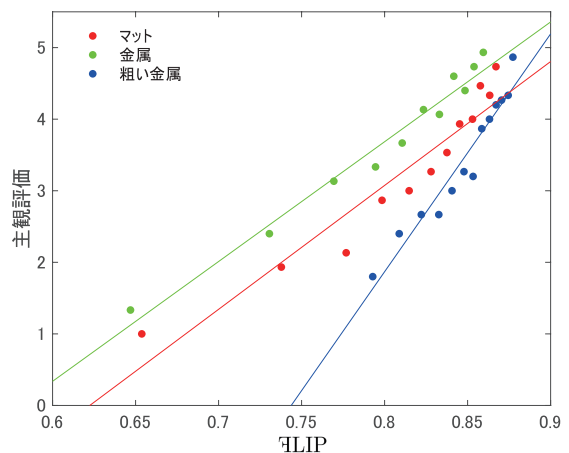


図 7: FLIP と主観評価

f_d はマットなマテリアルの BRDF である。 ρ は R, G, B で全て 1 とした。投影画像内の仮想ライトは 1000mm × 1000mm のものを高さ 500mm の位置に設置した。

3.3 実験方法

主観評価実験は参照画像と比較画像を投影したものを交互に見せることで行う。最初に参照画像を 5 秒投影し, インターバルとして 3 秒間黒い画像を投影した後, 比較画像を 5 秒投影する。被験者はその後の 7 秒間に評価を行う。これを比較画像ごとに 5 回ずつ行う。評価は ITU-R BT.500-14 [9] を参考に比較画像が参照画像と比べてどのように感じるかを以下の 5 段階で表した。

1. ノイズがとても気になる
2. ノイズが気になる
3. ノイズが少し気になる
4. ノイズが知覚できるが気にならない
5. ノイズが知覚できない

本実験で投影した画像の例を図 4 に示す。ノイズのない参照画像として, 各マテリアル 10000 spp で描画したものを利用した。比較画像の条件はノイズを多く感じる画像からノイズを感じない画像までを設定し, 金属マテリアルで

は 5~55 spp, 粗い金属マテリアルでは 20~80 spp, マットなマテリアルでは 5~60 spp を 5 spp ごとに区切ったものである。実験は, 各マテリアルの spp 条件を 1 回ずつランダムな順番で投影した。一連の投影を 5 回繰り返し, spp 条件ごとに得られた全被験者 5 回分の評価を平均した。

4. 結果

本節では, 主観評価実験の結果を示す。また, プロジェクションマッピングでの客観的評価の考察のため, 客観的な画像評価指標と主観評価を比較したものを示す。

4.1 主観評価の結果

実験の結果を図 5 に示す。いずれのマテリアルでも投影画像の spp が増えていくほど, プロジェクションマッピングの主観評価の段階が上がっている。

4.2 主観評価と客観評価の比較

図 6, 7 は SSIM, Ψ LIP と主観評価の対応を表したものである。SSIM は Stanford Bunny が含まれる長方形の範囲で平均した。 Ψ LIP は Andersson らが提案した方法 [3] で平均した値を Ψ とし, $1 - \Psi$ を本稿での評価値とした。図中の点は各 spp での結果を表しており, 直線はマテリアルごとの結果の近似直線である。

5. 考察

図 6, 7 からわかるように, SSIM, Ψ LIP の評価はマテリアルごとに主観評価と直線に近い関係になっている。よって, マテリアルごとに評価を行う場合, 投影画像のノイズ評価がそのままプロジェクションマッピングでの知覚的なノイズ量に対応していると考えられる。

一方, 客観的な評価指標は求めた値から主観評価が一意に定まることが望ましい。しかし, 図 6, 7 では, SSIM, Ψ LIP 共に各マテリアルの近似直線が一致していない。よって, マテリアルに依存しない比較をする場合, 同じ SSIM, Ψ LIP の値で異なる主観評価となるので, 既存の画像評価指標は本来の主観評価を表さない。各近似直線の不一致より, 画像評価指標と主観評価の間にはマテリアルのパラメータが関係すると考えられる。

また, 本稿の中で, 被験者から投影画像のノイズ量の他に, ノイズのちらつきが主観評価に影響する意見が挙げられた。パストレーシングでは画素の値をランダムな光線経路でサンプリングしており, 同じ spp でも描画するごとに得られる画像が異なる。よって, 同じ位置の画素値がフレームごとによって変動し, ちらついて見える。先に述べた意見から, 1 枚の画像からではなく, 時間的な変化も考慮することで, より主観評価に一致する客観評価指標を得ると考えられる。

6. まとめ

本研究では知覚的な積分を利用しているプロジェクションマッピングの主観評価を行い, 既存の客観的な画像評価

指標と比較した。実験の結果, 同じマテリアル内において, 客観的な画像評価指標は主観評価と線形に近い関係だが, 異なるマテリアル間での評価には不十分であることが分かった。

今後マテリアルのパラメータや時間方向での変化を考慮することで, よりプロジェクションマッピングの主観評価に近い評価指標が作成できると考えられる。

参考文献

- [1] Takashi Nomoto, Ryo Koishihara, and Yoshihiro Watanabe. Realistic dynamic projection mapping using real-time ray tracing. In *ACM SIGGRAPH 2020 Emerging Technologies*. 2020.
- [2] Zhou Wang, Alan C Bovik, Hamid R Sheikh, and Eero P Simoncelli. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, Vol. 13, No. 4, pp. 600–612, 2004.
- [3] Pontus Andersson, Jim Nilsson, Tomas Akenine-Möller, Magnus Oskarsson, Kalle Åström, and Mark D Fairchild. Ψ LIP: A difference evaluator for alternating images. *Proc. ACM Comput. Graph. Interact. Tech.*, Vol. 3, No. 2, pp. 15–1, 2020.
- [4] Yoshihiro Watanabe and Masatoshi Ishikawa. High-speed and high-brightness color single-chip dlp projector using high-power led-based light sources. In *26th International Display Workshops, IDW 2019*, pp. 1350–1352. International Display Workshops, 2019.
- [5] The Stanford 3D Scanning Repository. <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>.
- [6] Bruce Walter, Stephen R Marschner, Hongsong Li, and Kenneth E Torrance. Microfacet models for refraction through rough surfaces. In *Proceedings of the 18th Eurographics conference on Rendering Techniques*, pp. 195–206, 2007.
- [7] Eric Heitz. Understanding the masking-shadowing function in microfacet-based brdfs. *Journal of Computer Graphics Techniques*, Vol. 3, No. 2, pp. 32–91, 2014.
- [8] Christophe Schlick. An inexpensive brdf model for physically-based rendering. In *Computer graphics forum*, Vol. 13, pp. 233–246. Wiley Online Library, 1994.
- [9] ITU-R BT.500-14, Methodologies for the subjective assessment of the quality of television images, pp. 31–34.