

微分可能レンダリングを用いた 金属表面上の傷の視認性向上手法

茂木 俊哉^{1,a)} 真鍋 悠一郎^{1,b)} 張 思源^{1,c)} 船富 卓哉^{2,d)} 藤村 友貴^{2,e)} 向川 康博^{2,f)}
高柳 亜紀^{3,g)} 菊田 勇人^{3,h)} 久保 尋之^{1,i)}

概要:

本研究では、微分可能レンダリングを用いて金属表面の切削傷の視認性向上を図る。金属加工における切削面の品質検査は、従来は切削したプロトタイプを職人の目視で検査していたが、本研究ではコンピュータグラフィックスを活用することでプロトタイプを作成せずに視覚的な品質評価を行うことを目指す。具体的には、切削シミュレーションデータに対し、Mitsuba3の微分可能レンダリング機能を用いることで、金属表面の切削傷が強調されるレンダリング結果をもたらすように環境マップ光源を最適化する手法を提案する。切削傷を画像上で輝度勾配として見なし、最適化には隣接ピクセル間の輝度勾配を最大化する目的関数とL2正則化を導入した。実験結果では、一般的なレンダリング手法と比較して本手法が傷の視認性向上に有効であることを確認した。

1. はじめに

近年、製造業においてデジタルツインを活用したデザイン開発の効率化や資源の節約が注目されている。デジタルツインとは、現実世界での課題を仮想空間でのシミュレーションで解決する概念である。その一つとして物理ベースレンダリングが広く使用されており、シーンデータの入力に対しモデル化された物理シミュレーションを実行することで、現実世界に近い視覚的結果を得ることができる。例えば、金属切削加工といった製造プロセスではデジタルツインの考え方を利用し、加工機に入力された形状データから、切削後の金属製品の外観や審美的な品質を事前に評価することが求められている。実際にNC加工機に入力されたCADデータと切削後の金属表面の外観例を示す(図1)。金属切削面の品質はNC加工機のパラメータ設定に大きく左右される。しかし、実際の切削加工前に最適なパラメー

タを決定することは困難であり、パラメータを継続的に調整するための外観検査が必要となる。これまでは、実際に切削することでプロトタイプを作成し、適切な照明下で熟練の職人が目視で検査しながらパラメータを調整していた。しかし、この方法では時間や原材料といったコストを多く必要とする。そこでコンピュータグラフィックス(CG)を活用することで、プロトタイプを作成せずに外観検査を行うことを目指す。その外観検査のプロセスとして、まずNC加工機の仮想シミュレータを利用して、金属切削面のシミュレーションデータ(高さデータ)を生成する。我々はこの生成したシミュレーションデータを用いてCG上で外観を再現する手法を提案する。これにより、時間と原材料のどちらの資源も節約しつつ効率的なパラメータ調整を目標とする。

CGで外観を再現するにあたり、最終的には熟練の職人が目視で審美性を評価するため、単なる金属切削面の可視化に留まらず、表面上の傷が視認しやすいレンダリングが求められる。また、実物から逸れすぎないためにも物理ベースのレンダリングが望まれる。本研究の対象である金属表面は強い鏡面反射特性を有しており、その表面での反射光は入射光の方向や輝度、波長に大きく依存するため、結果として光源情報が視覚的に大きな影響を与えることになる。そこで、私たちはMitsuba3の微分可能レンダリングを用いて、表面上の傷が強調されるように環境マップ光源の全ピクセルをパラメータとして最適化する。目的関数

¹ 千葉大学

² 奈良先端科学技術大学院大学

³ 三菱電機株式会社

a) moteshunchiba329@chiba-u.jp

b) 24wm3206@student.gs.chiba-u.jp

c) 24rd1006@student.gs.chiba-u.jp

d) funatomi@is.naist.jp

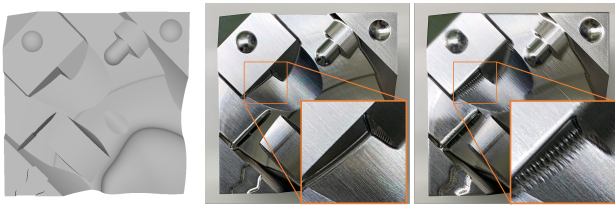
e) fujimura.yuki@is.naist.jp

f) mukaigawa@is.naist.jp

g) Takayanagi.Aki@ab.mitsubishielectric.co.jp

h) Kikuta.Hayato@dp.MitsubishiElectric.co.jp

i) hkubo@chiba-u.jp



(a) CAD モデル (b) 切削後の金属表面

図 1: NC 加工機による切削

(a):NC 金属加工機への入力として用いた CAD モデル. (b):(a) の CAD モデルを入力とし実際に切削したプロトタイプの外観. 左右で切削機のパラメータ設定が異なり, 品質に大きな差が出ている.

に隣接ピクセル間勾配最大化と L2 正則化を用いたところ, これらの単純な目的関数でも十分な効果が得られることを確認した. 加えて, 事前に傷の領域を特定することで最適化を効果的に行う方法と, 本研究の最適化における理想的な初期状態について考察する.

2. 関連研究

2.1 傷の評価

これまでも工業製品の表面の欠陥検出は重要な課題とされてきた. 最近では, 特にニューラルネットワークを用いて, 金属表面の撮影画像から欠陥検出や欠陥の種類を特定を行う研究が盛んに行われている [1–3]. また, 重要文化財のように人間が直接評価を行うことが好ましい場合や, 熟練の職人が審美性を評価する場合は, 表面の形状の特徴の強調や見えにくい傷の視認性向上が要求される. Palma らは評価対象の物体へ異なる方向から照明を当て撮影し, ピクセル毎に多項式近似をすることで動的にシェーディングを強調する方法を提案した [4]. これによりユーザのインタラクティブな外観評価に貢献した.

このように CG を用いることで, 現実では物理的に実現が困難なシーンを再現することができるため, 傷の強調に効果的に活用できると考えられる. しかし, 本研究では最終的に熟練の職人が目視で評価することを踏まえ, 物理ベースレンダリングでのアプローチを提案する.

2.2 微分可能レンダリング

通常 CG 分野におけるレンダリングとは, 物体の形状・材質・照明・視点の位置等, 仮想的な 3 次元シーンを表すパラメータから, それらがどのように見えるか再現した画像を出力する技術全般を指す. 微分可能レンダリングとは, このレンダリングを 3 次元シーンを表すパラメータを入力とし, 画像を出力するような一連の関数であるとみなしたとき, その関数が微分可能であるような場合をいう. この微分可能レンダリングを用いることで, 3 次元シーンパラメータに基づいて画像を生成し, 画像に対する何らかの目

的関数を定義したのち, 入力された 3 次元シーンパラメータに対する勾配を計算することが可能となる.

微分可能レンダリングは, 逆レンダリング (inverse rendering) と呼ばれるレンダリングの逆問題において, その解の推定に強く貢献する. 逆レンダリングは主にコンピュータビジョン分野における重要な課題であり, 画像からその 3 次元シーンのパラメータを推定することを目的とする. この逆レンダリングにおいて微分可能レンダリングを用いることで, 勾配を用いた最適化によって所望の 3 次元シーンパラメータを効率的に求めることが可能となる. また, 近年盛んに研究されている Neural Radiance Field (NeRF) [5], Gaussian Splatting [6] といった 3 次元シーン再構成手法において微分可能レンダリングを用いることにより, 入力画像からシーンを再構成し, それを微分可能レンダラでレンダリングした結果と入力画像を比較して勾配を得る Image-to-Image での学習及び最適化が可能となるため, これらの手法にも微分可能レンダリングは活用されている.

初の汎用的な微分可能レンダラは Loper ら [7] によって提案された. それ以降, 現在まで数多くの微分可能レンダラ [8–14] が提案されている. これらの微分可能レンダラには, 大別してラスタライズ型とレイトレーシング型の 2 種類がある. 前者は 3D 形状を直接 2D のピクセル座標に射影したのち, ピクセル単位でシーン中の光の伝搬を計算する手法であり, 後者は幾何光学に基づいて各ピクセルに入射する光の経路 (光線) を逆追跡することでシーン中の光の伝搬を再現する手法である. 一般に前者のラスタライズ型の方が処理回数が少なく効率的だが, 2 次以降の可視性を無視するため光の伝搬を正確に再現することが難しく, 後者のレイトレーシング型は散乱・屈折等の現象を表現可能だが処理回数が多いという特徴がある. 本研究では, 傷の視認性向上を物理ベースレンダリングの枠組みで実現することを目的とするため, 光の伝搬をより正確に再現できる後者のレイトレーシング型を採用する.

初期の微分可能レンダラにおいては, 入力シーンパラメータに対する勾配は手動で計算した導関数を用いる, 近似によって代替的に求めるといった手法がとられていたが, 近年では流体力学等の分野で用いられてきた自動微分 (Automatic Differentiation) を基盤とし, レンダリング向けの効率化を行うといった方向性が一般的である. 近年これらの分野に関する研究が進み, 形状のエッジ等不連続なパラメータを微分可能とする手法 [15], 画像空間での勾配をより効率的にシーンパラメータに伝搬する手法 [16, 17], 不連続な光源サンプリング等の処理を変数変換によって微分可能とする手法 [15] 等が提案されている.

これらのような進歩により現在では, Mitsuba [12, 13] (レイトレーシング型), PyTorch [11] に付属する微分可能レンダラである PyTorch3D (ラスタライズ型) 等を用いることにより, 容易に汎用的な微分可能レンダリングを利用する

ことが可能である。

3. 本手法

3.1 光源最適化

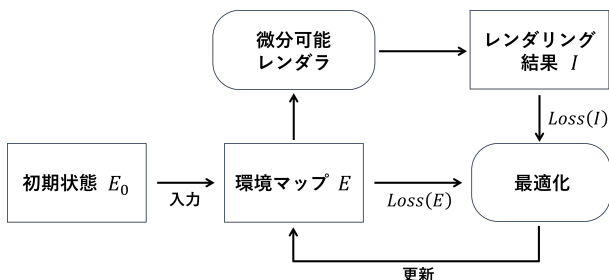


図 2: 本手法の最適化プロセス

微分可能レンダリングでは、出力の画像に対する入力 of シーンパラメータの勾配を求めることができるため、勾配降下法などにより目的の画像を出力するようなシーンパラメータを推定することが可能となる。そこで本研究では、物理ベースの微分可能レンダラである Mitsuba3 [13] を利用し、光源としての環境マップを最適化する。つまり環境マップの全ピクセル値を入力 of シーンパラメータに取り、ある特定のシーンにおいて最適な環境マップを推定する。

現状の Mitsuba3 に実装された微分可能レンダリングは、RGB の 3 チャンネルの環境マップにしか対応していない。しかし、本手法ではグレースケールでの最適化を提案する。次節で私たちが提案する目的関数を用いることで、環境マップがグレースケールに収束する傾向があると考えられるからである。これは実際に実験で確認している (図 3)。また、傷の評価においては陰影が重要となるため、グレースケールの方が傷が強調されると考えられる。

本研究における最適化のプロセスは以下の通りである (図 2)。

- (1) 環境マップ E に初期状態の環境マップ E_0 を代入する。
- (2) 環境マップ E を用いてレンダリングする。
- (3) レンダリング結果 I と環境マップ E から目的関数に基づいて Loss を計算する。
- (4) Loss の勾配を元に環境マップ E を更新する。
- (5) (2) から (4) を Loss が収束するまで繰り返す。

(1) の初期状態に関する詳細な考察は 5 章で述べる。またグレースケールで最適化を行うにあたり、初期状態として RGB の環境マップが入力された場合は、CIE LUV 色空間の明度成分 L に基づいて変換を行っている。(3) では目的関数に沿って Loss を計算しているが、その対象にはレンダリング結果 I だけではなくパラメータ E を含むことに注意。(4) ではピクセル値に制約条件 $x = \min(\max(0.0, x), 1.0)$ を設けている。

3.2 目的関数

本研究では最終的な金属切削面のレンダリング結果に対して、傷の視認しやすい結果を期待する。そこで画像上での切削傷の振る舞いを、単純な輝度の勾配として捉える。つまり単純な隣接ピクセル間の輝度勾配の最大化が、傷の視認性向上に繋がると仮定し最適化を行う。本研究で提案する目的関数は以下である。

$$Loss = L_{\text{grad}}(I) + \lambda \cdot L_{\ell_2}(E) \quad (1)$$

$$L_{\text{grad}}(I) = \frac{1}{\|\nabla I\|_1} \quad (2)$$

$$= \frac{\sum_{i,j} M_{i,j}}{\sum_{i,j} M_{i,j} (|I_{i+1,j} - I_{i,j}| + |I_{i,j+1} - I_{i,j}|)}$$

$$L_{\ell_2}(E) = \|E\|_2^2 = \frac{1}{N} \sum_{i,j} E_{i,j}^2 \quad (3)$$

ここで M はオブジェクトマスクである。レンダリング結果において、金属切削面が含まれるピクセルのみを勾配最大化の対象とするためである。5ではこのマスクを更に絞り込むことで、注目したい任意の領域を優先的に最適化できることを確認する。 N は環境マップ E のピクセル数であり、入力 of シーンパラメータ数でもある。 L_{grad} はレンダリング結果 I の隣接ピクセル間勾配の L1 ノルムを最大化するものである。この Loss は単純に画像勾配を大きくするよう作用するため、結果として全体の輝度値が高くなる傾向があり、レンダリング結果の白飛びに繋がる。そこで、 L_{ℓ_2} による L2 正則化項を追加する。しかしこの L2 正則化は、レンダリング結果 I に対してではなく環境マップ E を対象としており、この違いによる影響は??で比較する。

4. 実験結果

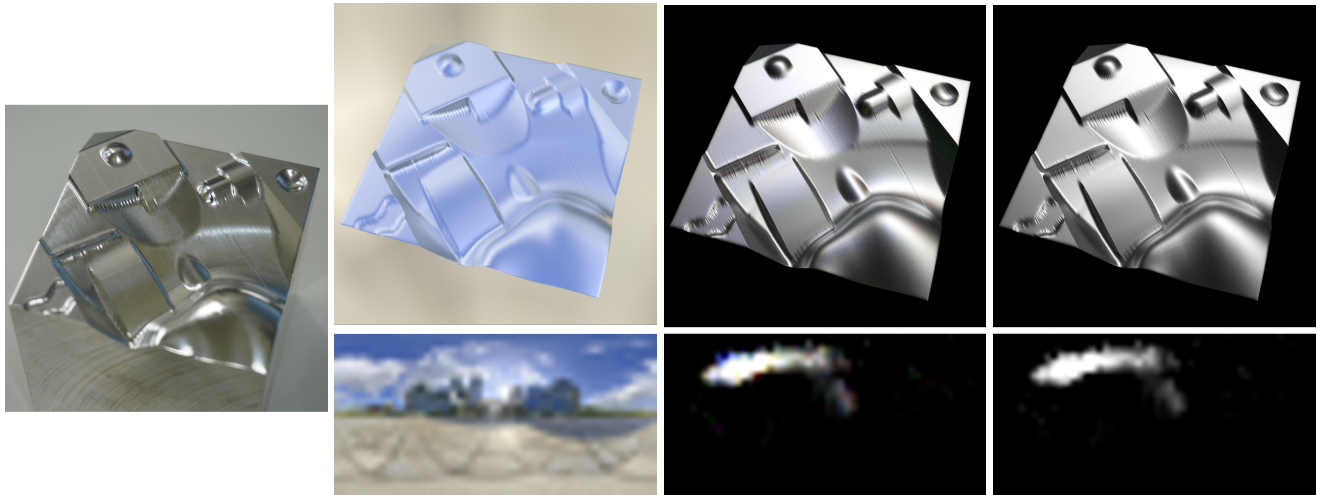
この章では本手法の有効性の検証するために、いくつかのシーンでのレンダリング実験とアブレーションスタディを行った。レンダラには Mitsuba3 の微分可能レンダラを利用し、実際の NC 金属加工機における切削シミュレーションデータでその有効性を確認した。

4.1 実験環境

環境マップの解像度はパラメータ数でもあるため、本研究では低解像度の 25×50 を用いた。最適化アルゴリズムは Adam、学習率は 0.02、イテレーション数は 100 とした。各 Loss 間のバランスを調整する重みは、それぞれ $\lambda = 30$ である。ただし、RGB の 3 チャンネルのまま実験した図 3(c)のみ $\lambda = 10$ としている。

4.2 最適化による効果確認

本手法が傷の視認性向上に貢献することを検証する。



(a) 実物の外観 (参考) (b) 一般的な環境マップ (c) 本手法 (RGB) (d) 本手法 (グレースケール)

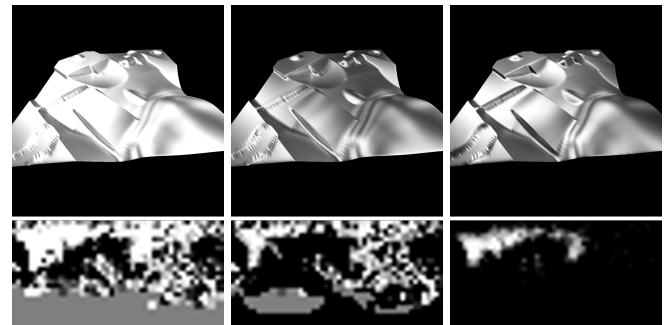
図 3: 本手法による傷の視認性向上の確認

(a): プロトタイプの外観. (b,c,d): 下段の対応する環境マップを用いて物理ベースでレンダリングした結果. (c) の環境マップは (b) で用いた一般的な環境マップを本手法で RGB のまま最適化した結果. これに対し, (d) の環境マップはグレースケールで最適化した結果. 本手法の最適化により傷の視認性が大きく向上している. また, RGB のまま最適化を行ってもグレースケールに収束する傾向がある.

図 3は左から順に実物の外観写真, 一般的な環境マップでのレンダリング結果, 本手法で RGB のまま最適化を行った環境マップでのレンダリング結果, 本手法でグレースケールとして最適化を行った環境マップを用いた結果である. 一般的な環境マップでの結果と比較して, 本手法により光源を最適化した結果では傷が強く強調され, 明らかに視認性が向上していることが確認できる. また, 環境マップの収束結果がスパースであることも特徴である. また, RGB での最適化はグレースケールに収束する傾向があることも確認できる. そのため, グレースケールのままレンダリングを行うことが望ましい.

4.3 L2 正則化項 L_{ℓ_2}

L2 正則化項 L_{ℓ_2} は, 勾配最大化項 L_{grad} の影響による白飛びを防ぐために追加している. 図 4は L2 正則化を行わない場合, L2 正則化の対象をレンダリング結果 I にした場合, L2 正則化の対象を環境マップ E (本手法) にした場合を比較した結果である. L2 正則化なしの結果では, 環境マップのピクセル値が最大の 1 に近づくよう最適化される傾向があるため, 傷が強く見られる箇所まで白飛びしてしまっている. だが, L2 正則化項を追加することでこの白飛びは概ね解決されている. また L2 正則化の対象をレンダリング結果 I にするか, パラメータである環境マップ E にするかの違いからは, 最終的な傷の見やすさにほとんど差は見られなかった. そのため, 計算量の少なさと収束結果のスパース性から, 環境マップ E を対象とする方が利点が多いといえる. ここでの計算量は解像度に依存しており, 一般的にレンダリング結果 I の解像度が環境マップ E



(a) L2 正則化なし (b) L2 正則化あり (I を対象) (c) L2 正則化あり (E を対象)

図 4: L2 正則化項の有効性確認

(a):L2 正則化なしの最適化結果. (b,c):(b) は L2 正則化の対象をレンダリング結果 I としているのに対し, (c) は環境マップ E としている. (b) と (c) のレンダリング結果では傷の視認性に大きな違いは見られなかった. しかし, (b) に対し (c) は収束結果がスパースになっている.

の解像度を下回るケースはほとんどない.

5. 考察

5.1 切削傷マップの事前計算

ここでは全ての傷が可視化されるわけではないという本手法の問題点について, その解決策を検討する. 図 3から見て取れるように, 光源の工夫による傷の視認性向上は, 複雑な形状においては領域毎のトレードオフとなり返って見えにくくなる傷も存在する. そこで, 事前に主要な傷の位置を大まかに特定し, その領域に焦点を当てた最適化を行う. ただし, 本節で提案する方法は本研究で対象として

いるシミュレーションデータに沿った手法であり、対象物体により適切な方法を考える必要がある。

本研究で用いた傷の位置を特定する方法について説明する。今回のシミュレーションデータは高さマップとなっており、 5000×5000 のグリッド状である。初めにこの高さマップをデトレンドし、0 から 1 に線形にスケーリングする。デトレンド処理では、高さマップに任意のカーネルサイズの移動平均フィルタを適用し、その結果を元の高さマップから減算することで局所的な特徴を残す。その際、カーネルサイズは小さいほどより高周波な情報だけを残すため、注目したい傷の大きさに応じて変えることが望ましい。次に全体を適当な大きさにパッチに分け、それぞれのパッチ内の最大値と最小値の差分を求める。この差分が一定の閾値以上であれば、そのパッチ内は局所的な変化が大きい領域ということになり、切削傷やマクロ形状のエッジが存在することを意味する。このようにして 2 値の切削傷のマップを作成する。図 5 は私たちのシミュレーションデータを用いて求めたマップである。ただし、デトレンドのカーネルサイズは 21、パッチサイズは 40、閾値は 0.03 とした。

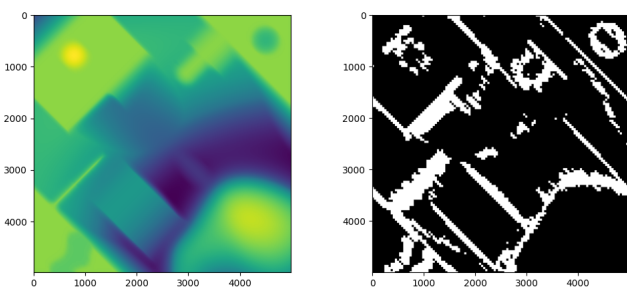
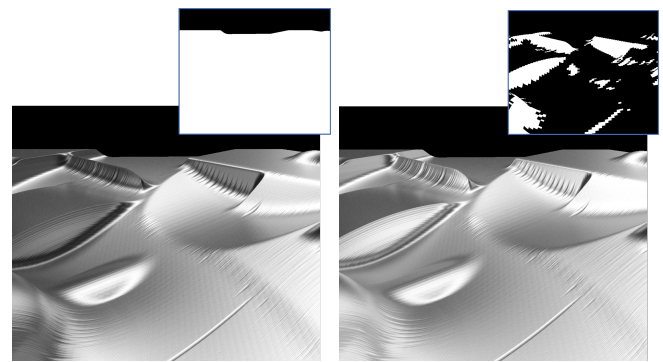


図 5: 高さマップとその切削傷マップ

図 6 は最適化の際に切削傷マップを用いて、勾配を最大化する領域をマスクした結果を比較したものである。最適化条件は 4.1 と同じで、初期状態は全ピクセル値を 0.5 とした。切削傷マップに対応するピクセルのみの勾配を最大化したことで、暗くなっていた領域が明るくなり傷の視認性が向上した。しかし、シーンによっては白飛びが増加する可能性があり、また領域ごとのトレードオフの影響により結果に大きな変化が見られないことも多い。そのため、事前に傷の領域を特定するだけでなく、ユーザ自身が見たい領域を指定することも考えられる。

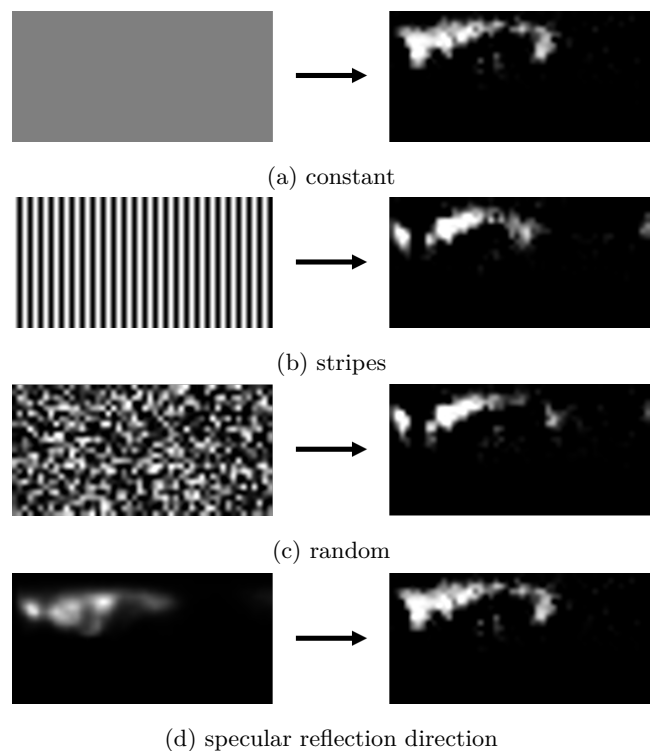
5.2 初期状態

4 章では、初期状態を一般的な環境マップをグレースケールに変換したものや、全ピクセル値を 0.5 に固定したものをを用いてきた。しかし、本研究は最適化手法であるため初期状態によって収束結果は異なってくる。そこで様々な初期状態から最適化を行い、収束が早く安定する初期状態を



(a) 切削傷マップなし (b) 切削傷マップあり

図 6: 切削傷マップとそのレンダリング結果
 (a): 本手法をそのまま用いた結果. (b): 切削傷マップにより勾配最大化の領域を限定して最適化した結果. それぞれの右上図は勾配最大化を適用した領域である。



(d) specular reflection direction

図 7: 異なる初期状態における収束結果
 左列は初期状態、右列はその最適化結果。最適化条件は 4.1 と同じであり、図 4 と同じシーンを用いた。(d) はカメラからのレイが物体表面で鏡面反射したときの、最終的な出射方向分布をそのまま利用したマップである。

考察する。

図 7(a) から図 7(c) は、適当な異なる初期状態とその最適化結果を示したものである。初期状態に寄って収束結果に僅かな違いはあるものの、ほとんどが似た状態に収束していることが確認できる。この結果から、L2 正則化により環境マップは必要最低限な値を持つよう最適化される傾向があり、値を持つピクセルはレンダリング結果に与える影響が大きいと考えられる。そのため、本研究に用いたシー

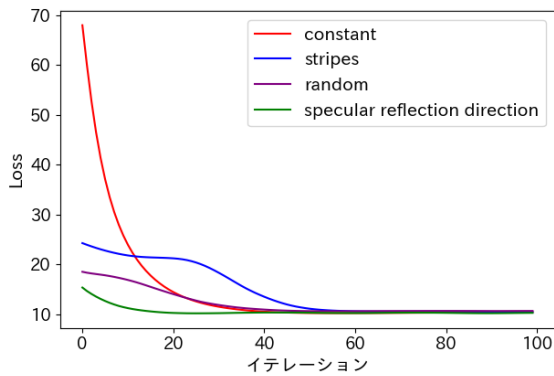


図 8: 異なる初期状態における収束の様子
図 5 の 4 つの異なる初期状態から最適化したときの収束の様子。
縦軸は Loss, 横軸はイテレーション数である。

ンが金属面であることを考慮すると, カメラから飛ばしたレイが最終的に光源サンプリングする方向分布と近い状態に収束する傾向があると考えられる。

そこで, 初期状態の環境マップを先ほどの仮定に則って生成し, 収束の様子を比較する。この初期状態の環境マップは, カメラから $spp = 1$ でレイを飛ばし, 物体表面で鏡面反射したときの最終的な出射方向の分布をそのまま利用し生成した (図 7(d))。図 8 は, 異なる初期状態で最適化を行ったときの収束の様子 (Loss の変化) である。仮定に基づいて生成した初期状態を用いた最適化では, 他の初期状態のときと比較して収束が早く安定していることが確認できた。また, 他のシーンに対しても同様の結果が得られた。

6. 議論

本手法では切削傷を画像上での輝度勾配として捉え, これを最大化するように目的関数を作成した。しかし, 本研究の目的は CG 上で再現した金属切削面の審美性評価であるため, 人間の視覚系を考慮したより適切な目的関数が存在すると考えられる。また, 環境マップを対象とした L2 正則化によりスパースな結果に収束することが確認できたが, 今後はこのスパース性を活かすことを検討していきたい。

本研究の実験では評価を完全に主観で行っているが, 当然定量評価と定性評価の両方があることが望ましい。定量評価に関しては, 指標としてサリエンシーや局所コントラストで比較することが考えられる。しかし, サリエンシーは細かい傷のような特徴を検出するには適しておらず, 物体検出といった大域的な顕著性の検出に向けた指標である。コントラストでの評価は, 本研究の目的関数がコントラスト最大化でもあるため適した評価指標とはいえない。そのため被験者による定性評価を行い, 手法の有効性を実際の人間の知覚を通して確認することが望まれる。

7. 結論

本研究では, 金属表面上の切削傷の視認性を向上させるレンダリング方法の一環として, 金属に対して大きい影響を持つ光源を最適化することを提案した。従来の非物理ベースな光源最適化の方法に対し, 本手法では Misuba3 の微分可能レンダリングを活用することでこれを物理ベースで実現した。切削傷を輝度勾配として捉え最大化することで, 傷が強調されるよう光源を最適化した。結果として, 一般的な環境マップと比較して傷の視認性は大きく向上し, 初期状態に寄らず収束も安定していることが確認できた。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 (JP20H05957), JST 創発的研究支援事業 (JPMJFR206I), JST さきがけ (JPMJPR2025) の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Tao, X., Zhang, D., Ma, W., Liu, X. and Xu, D.: Automatic metallic surface defect detection and recognition with convolutional neural networks, *Applied Sciences*, Vol. 8, No. 9, p. 1575 (2018).
- [2] Yun, J. P., Shin, W. C., Koo, G., Kim, M. S., Lee, C. and Lee, S. J.: Automated defect inspection system for metal surfaces based on deep learning and data augmentation, *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 55, pp. 317–324 (2020).
- [3] Xu, Y., Zhang, K. and Wang, L.: Metal surface defect detection using modified YOLO, *Algorithms*, Vol. 14, No. 9, p. 257 (2021).
- [4] Palma, G., Corsini, M., Cignoni, P., Scopigno, R. and Mudge, M.: Dynamic shading enhancement for reflectance transformation imaging, *Journal on Computing and Cultural Heritage (JOCCH)*, Vol. 3, No. 2, pp. 1–20 (2010).
- [5] Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R. and Ng, R.: NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis, *ECCV* (2020).
- [6] Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkühler, T. and Dretakis, G.: 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 42, No. 4 (online), available from <https://repo-sam.inria.fr/fungraph/3d-gaussian-splatting/> (2023).
- [7] Loper, M. M. and Black, M. J.: OpenDR: An Approximate Differentiable Renderer, *Computer Vision – ECCV 2014* (Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B. and Tuytelaars, T., eds.), Cham, Springer International Publishing, pp. 154–169 (2014).
- [8] Kato, H., Ushiku, Y. and Harada, T.: Neural 3D Mesh Renderer, *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2018).
- [9] Laine, S., Hellsten, J., Karras, T., Seol, Y., Lehtinen, J. and Aila, T.: Modular Primitives for High-Performance Differentiable Rendering, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 39, No. 6 (2020).
- [10] Liu, S., Li, T., Chen, W. and Li, H.: Soft Rasterizer: A Differentiable Renderer for Image-based 3D Reasoning, *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2019).
- [11] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury,

- J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Kopf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., Bai, J. and Chintala, S.: PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library, *Advances in Neural Information Processing Systems* 32, pp. 8024–8035 (2019).
- [12] Nimier-David, M., Vicini, D., Zeltner, T. and Jakob, W.: Mitsuba 2: A Retargetable Forward and Inverse Renderer, *Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH Asia)*, Vol. 38, No. 6 (online), DOI: 10.1145/3355089.3356498 (2019).
- [13] Jakob, W., Speierer, S., Roussel, N. and Vicini, D.: Dr.Jit: A Just-In-Time Compiler for Differentiable Rendering, *Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH)*, Vol. 41, No. 4 (online), DOI: 10.1145/3528223.3530099 (2022).
- [14] Kato, H., Beker, D., Morariu, M., Ando, T., Matsuoka, T., Kehl, W. and Gaidon, A.: Differentiable Rendering: A Survey.
- [15] Loubet, G., Holzschuch, N. and Jakob, W.: Reparameterizing Discontinuous Integrands for Differentiable Rendering, *Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH Asia)*, Vol. 38, No. 6 (online), DOI: 10.1145/3355089.3356510 (2019).
- [16] Nimier-David, M., Speierer, S., Ruiz, B. and Jakob, W.: Radiative Backpropagation: An Adjoint Method for Lightning-Fast Differentiable Rendering, *Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH)*, Vol. 39, No. 4 (online), DOI: 10.1145/3386569.3392406 (2020).
- [17] Vicini, D., Speierer, S. and Jakob, W.: Path Replay Backpropagation: Differentiating Light Paths using Constant Memory and Linear Time, *Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH)*, Vol. 40, No. 4, pp. 108:1–108:14 (online), DOI: 10.1145/3450626.3459804 (2021).