

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	従来手法	4
2.1	緒言	4
2.2	反射表現の一手法	5
2.3	光源位置推定の一手法	8
2.3.1	ResNet	10
2.3.2	訓練データ	12
2.3.3	問題点	13
2.4	結言	14
第 3 章	提案手法	15
3.1	緒言	15
3.2	カメラから光源への方向ベクトルを用いた光源位置推定手法	16
3.2.1	カメラから光源への方向ベクトル	16
3.2.2	訓練データ	18
3.2.3	前処理	19
3.2.4	ResNet を用いた学習	25
3.3	光源色推定	26
3.4	結言	28
第 4 章	実験と考察	29
4.1	緒言	29
4.2	実験	30
4.2.1	レンダリング画像を用いた評価	30
4.2.2	現実空間画像を用いた評価	34
4.3	考察	43
4.4	結言	45
第 5 章	結論	46
<参考文献>	47
謝辞		
学外研究発表一覧		

第 1 章 序論

近年，コンピュータグラフィックスを用いて現実空間を拡張する Augmented Reality(以下，AR)や Mixed Reality(以下，MR)などの技術が注目されている．例えば，Schwandt らの手法^[1]は，光沢のある現実物体と仮想物体との相互反射を実現するものである．しかし，Schwandt らの手法では仮想物体に映り込んだ物体の方向や角度が一致しないなど，反射を正確に表現できていない．反射を正確に表現できていない様子を図 1.1 に示す．



図 1.1 反射を正確に表現できていない様子

図 1.1 の中央にある立方体の上部を見ると，映るはずのない紙が映ってしまっていることがわかる．また，立方体の正面に映るペンの方向も誤ったものとなっている．そして，光源推定を行っていないため，影が存在しない，仮想物体の色が現実空間に溶け込んでいないといった問題が発生している．

また，Kán らの手法^[2]では単一光源の位置推定を行うことで仮想物体に影を生成し，より違和感なく仮想物体を現実空間に溶け込ませることを目的としている．しかし，従来手法では光源位置の推定が不正確なため，影の方向が不適切である．光源位置推定が不正確な様子を図 1.2 に示す．

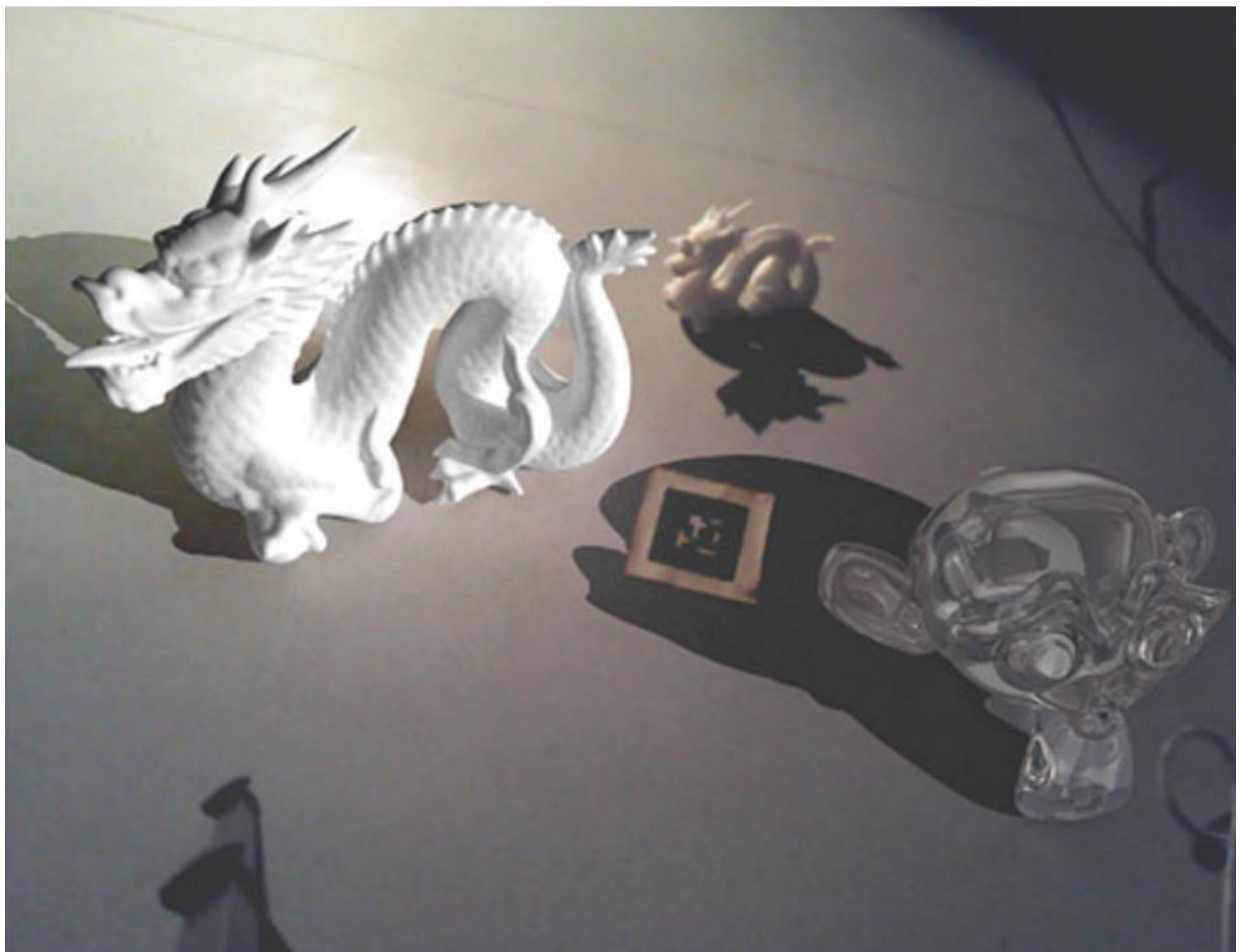


図 1.2 光源位置推定が不正確な様子

図 1.2 中央上部に存在する龍は 3D プリントされた現実空間のオブジェクトであり，左右に存在するオブジェクトは仮想物体である．同図の影に注目すると，現実空間のオブジェクトと仮想物体に生じている影が正反対の位置に存在していることが確認できる．

そこで，本研究では仮想物体と現実空間を違和感なく融合させるために，より正確に単一の光源位置を推定することで，仮想物体に影を生成し，精巧な相互反射を実現する手法を提案する．提案手法では，単一の RGB-D 画像から Residual Network (ResNet) ^[3]を用いて，カメラから光源へのベクトルを推定することで，光源の位置を推定する．また，Yanlin らの手法^[4]を用いて光源色の推定を行うことで，仮想物体の色を現実空間に溶け込ませる．

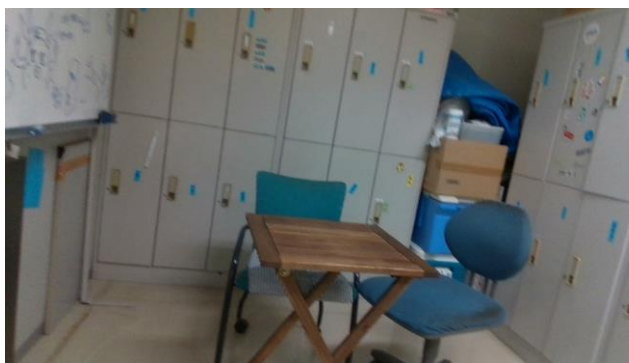
第 2 章 従来手法

2.1 緒言

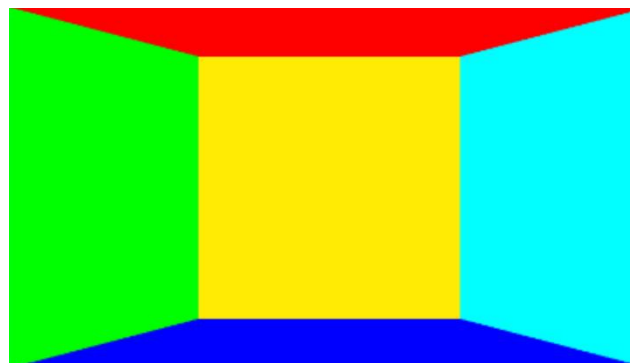
XR 技術において，仮想物体を現実空間に溶け込ませることを目的とした研究が数多く行われている．本章では，これらの従来研究について述べる．2.2 節では，MR において単一画像を用いた反射表現を行う手法について述べる．2.3 節では，カメラと光源の相対的な角度を用いた光源位置推定手法について述べる．

2.2 反射表現の一手法

MR や AR で提示された仮想物体に対して，単一画像を用いた反射表現を行う手法に Schwandt らの手法^[1]がある．Schwandt らの手法では，単一の RGB 画像から疑似的な環境マップを生成することにより，反射表現を実現している．疑似的な環境マップを図 2.1 に示す．



(a) 入力画像



(b) 使用するセグメント



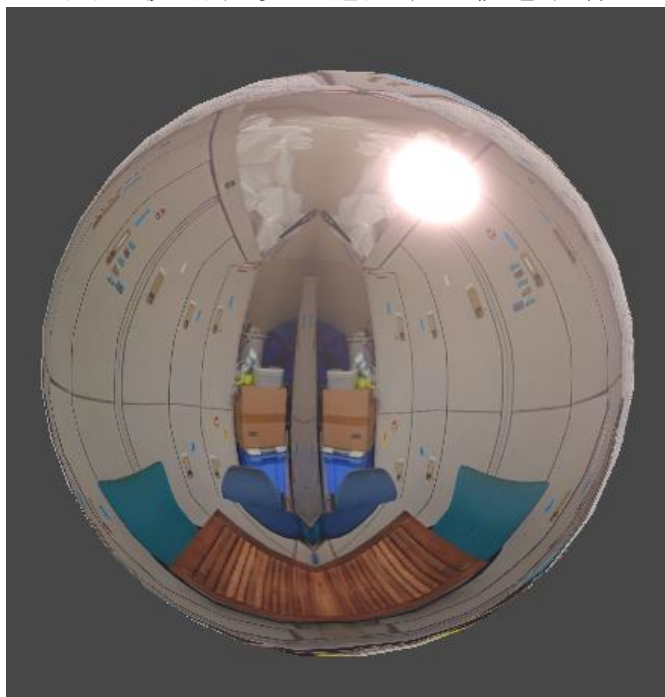
(c) 出力画像

図 2.1 疑似的な環境マップ

図 2.1(a)は入力画像例であり，同図に対して同図(b)のセグメントを用いてセグメンテーションすることにより，同図(c)の疑似的な環境マップを生成する．生成した環境マップを用いて反射表現を行った結果を図 2.2 に示す．



(a) 反射表現を適用する仮想物体



(b) 反射表現を適用した仮想物体

図 2.2 生成した環境マップを用いて反射表現を行った結果

図 2.2(a)は環境マップを適用する前の仮想物体，同図(b)は環境マップを適用した仮想物体である．図 2.2(b)の下部に注目すると，机が左右対称になっており不自然な表現になっていることが確認できる．

2.3 光源位置推定の一手法

単一の RGB-D 画像を元に，光源位置推定を行う手法に Kán らの手法がある．Kán らの手法では，入力画像を元にカメラと光源の相対的な角度を推定することで，光源位置を定義している．カメラと光源の相対的な角度を図 2.3 に示す．

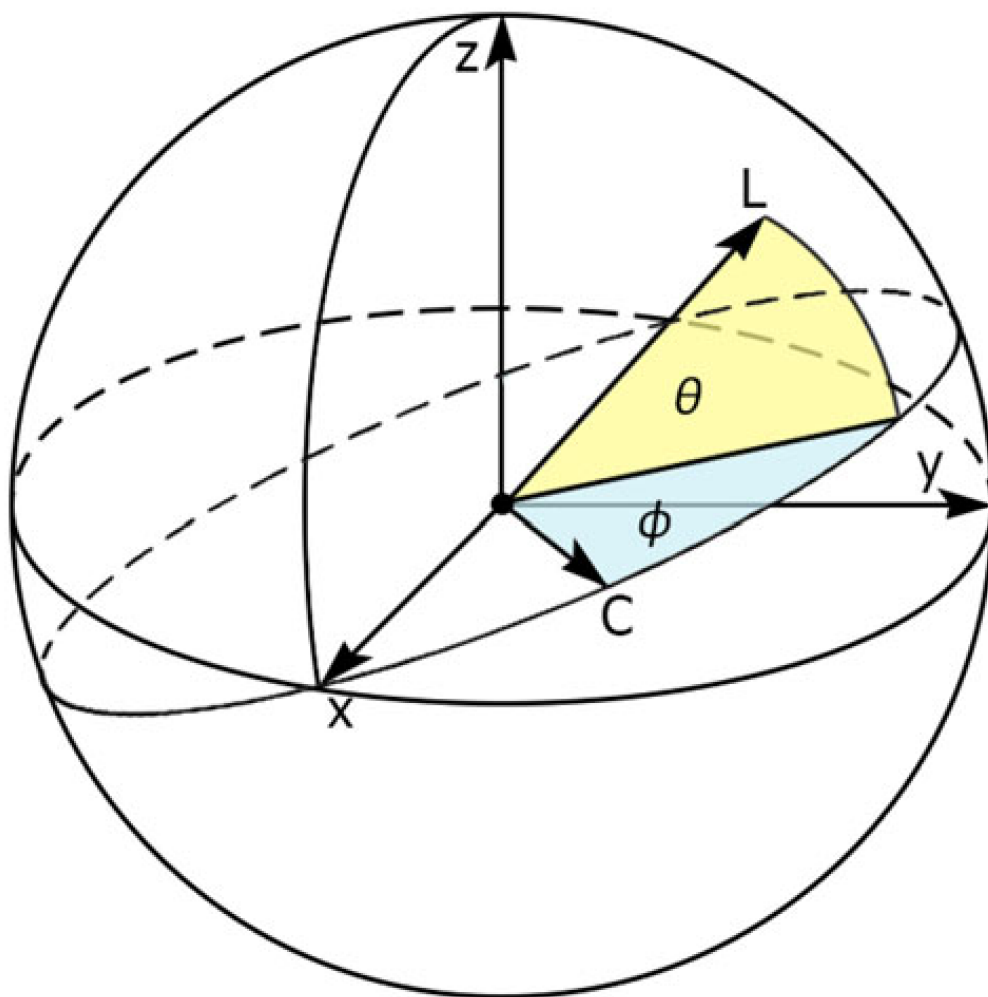


図 2.3 カメラと光源の相対的な角度^[2]

同図中の C はカメラ， L が光源であり， ϕ および θ はカメラと光源の相対的な角度である．

2.3.1 ResNet

Kán らの手法では，ResNet と呼ばれる畳み込みニューラルネットワーク（以下，CNN）の一手法を用いて光源位置推定を行っている．ResNet は，従来の CNN の単純に層を深くすると勾配が消失し，性能が悪化するという問題点を克服し，1000 層以上のネットワークを構築することを可能にした手法である．図 2.4 に ResNet のイメージを示す．

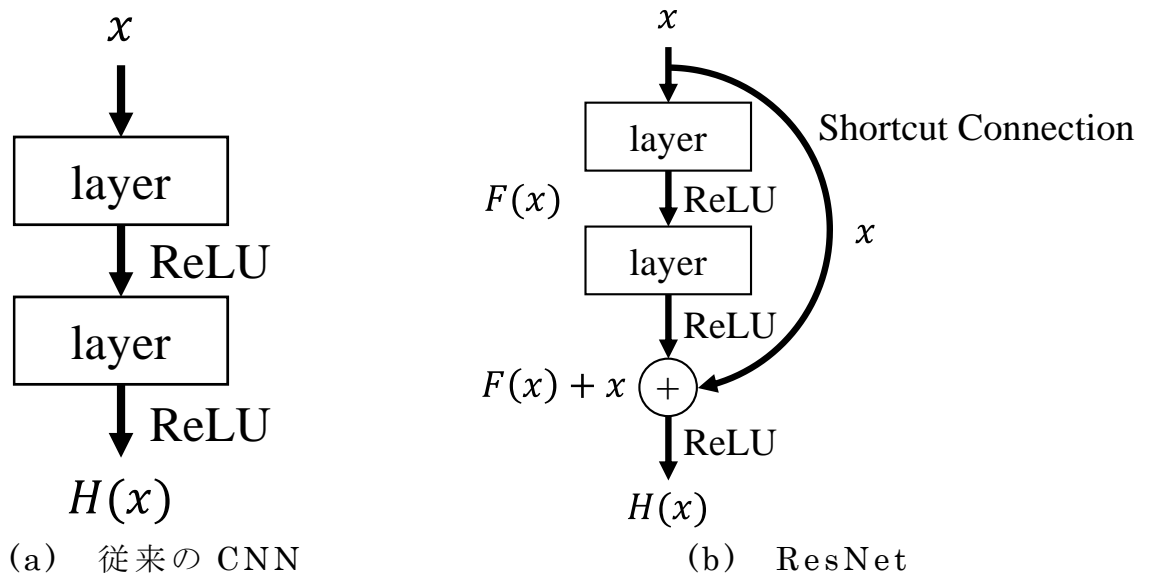


図 2.4 ResNet のイメージ

同図の $H(x)$ は学習したい関数を示している．ResNet では，ある層における最適な出力を学習するのではなく，その層の入力を参照した残差関数を学習することで，勾配消失問題を解決している．同図(b)に示すように，入力が x であり出力を $H(x)$ とした場合，入力との差分 $F(x)$ は式(1)のように示すことができる．そして，式(2)の残差関数を学習するようにネットワークを再定義する．

$$F(x) = H(x) - x \quad (1)$$

$$H(x) = F(x) + x \quad (2)$$

Kán らの手法で用いている ResNet は 50 層のレイヤで構成されている。
Kán らの手法で用いている ResNet を図 2.5 に示す。

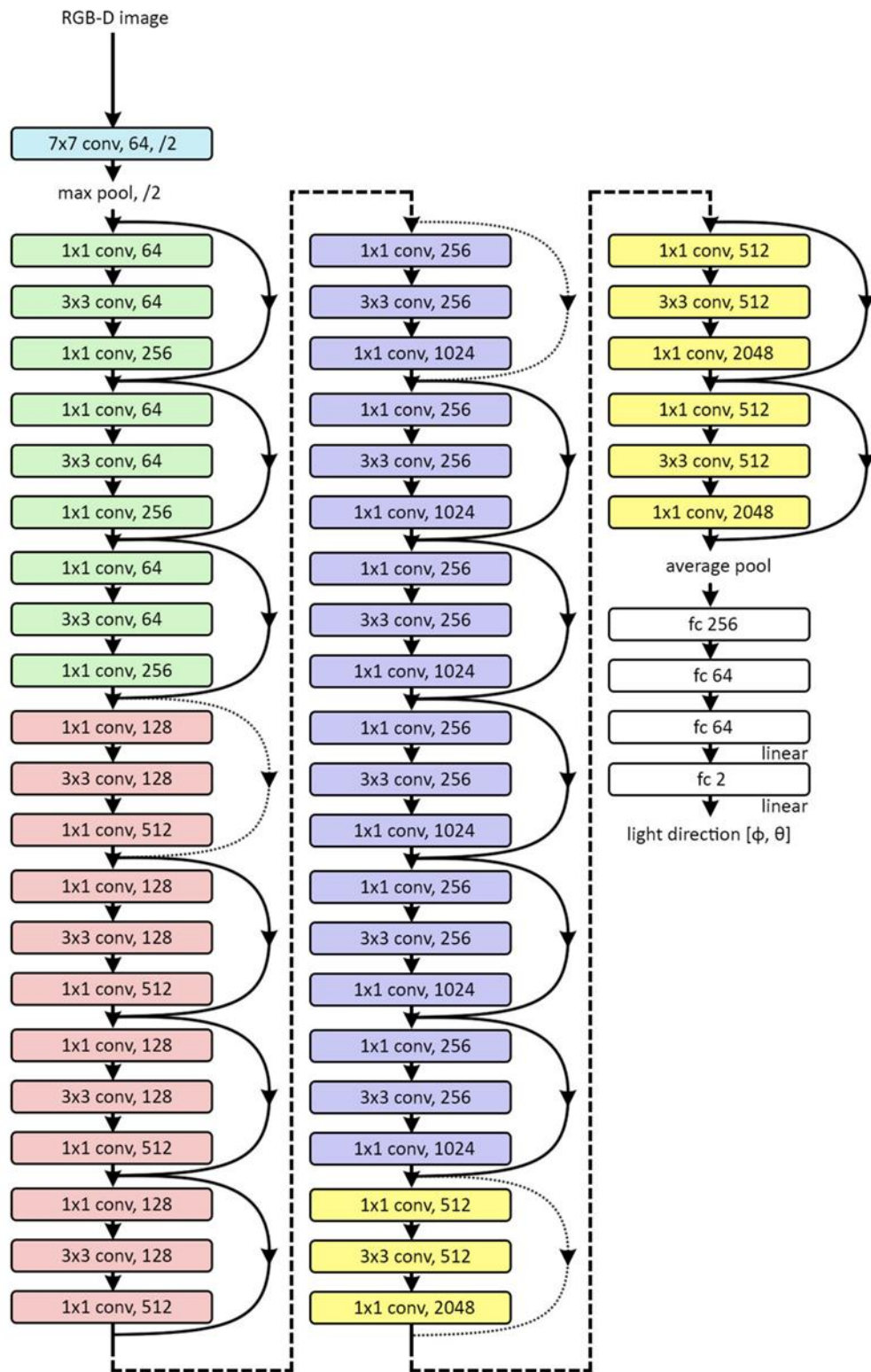


図 2.5 Kán らの手法で用いられている ResNet^[1]

2.3.2 訓練データ

Kán らの手法では，訓練データとしてレイトレーシングによって生成した RGB-D 画像を用いて学習を行う．これは，現実空間から取得した RGB-D 画像を入力した場合，深度値に多くのノイズが混ざり，正確な学習を行うことができないためである．訓練データの例を図 2.6 に示す．

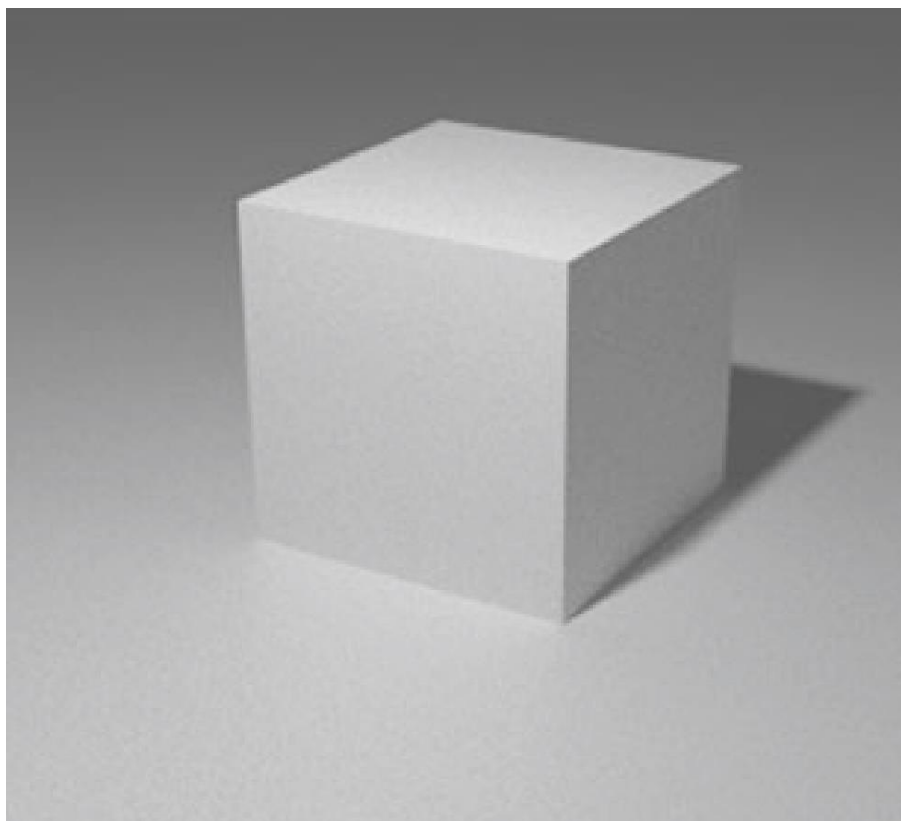


図 2.6 訓練データの例

2.3.3 問題点

Kán らの手法による光源位置推定には，図 1.2 に示すように光源がカメラと対面する位置に存在した場合，正確に光源位置推定を行うことができないという問題が存在する．この問題の原因として，カメラと光源の相対的な角度を学習する際に，学習器がカメラの対面方向の角度である 0 と 2π の連続性を理解できないことが挙げられる．

2.4 結言

本章では，単一画像から疑似的な環境マップを生成し，反射表現を行う手法や，RGB-D 画像を用いてカメラと光源の相対的な角度を推定する手法について述べた．これらの手法では，正確な反射表現や光源位置推定を行うことができておらず，仮想物体を現実空間に溶け込ませることができない．

次章からは，より正確な光源推定を行う提案手法について述べる．

第 3 章 提案手法

3.1 緒言

本章では，従来手法の問題点を解決し，より正確な光源推定を行う手法について述べる．3.2 節では，カメラから光源への方向ベクトルを用いた光源位置推定手法について述べる．3.3 節では，光源色推定の手法について述べる．

3.2 カメラから光源への方方向ベクトルを用いた光源位置推定手法

3.2.1 カメラから光源への方方向ベクトル

提案手法では，2.3.3 項で述べた問題点を解決するために，カメラから光源位置への方方向ベクトルを推定することで光源位置を算出する．カメラから光源への方方向ベクトルを図 3.1 に示す．

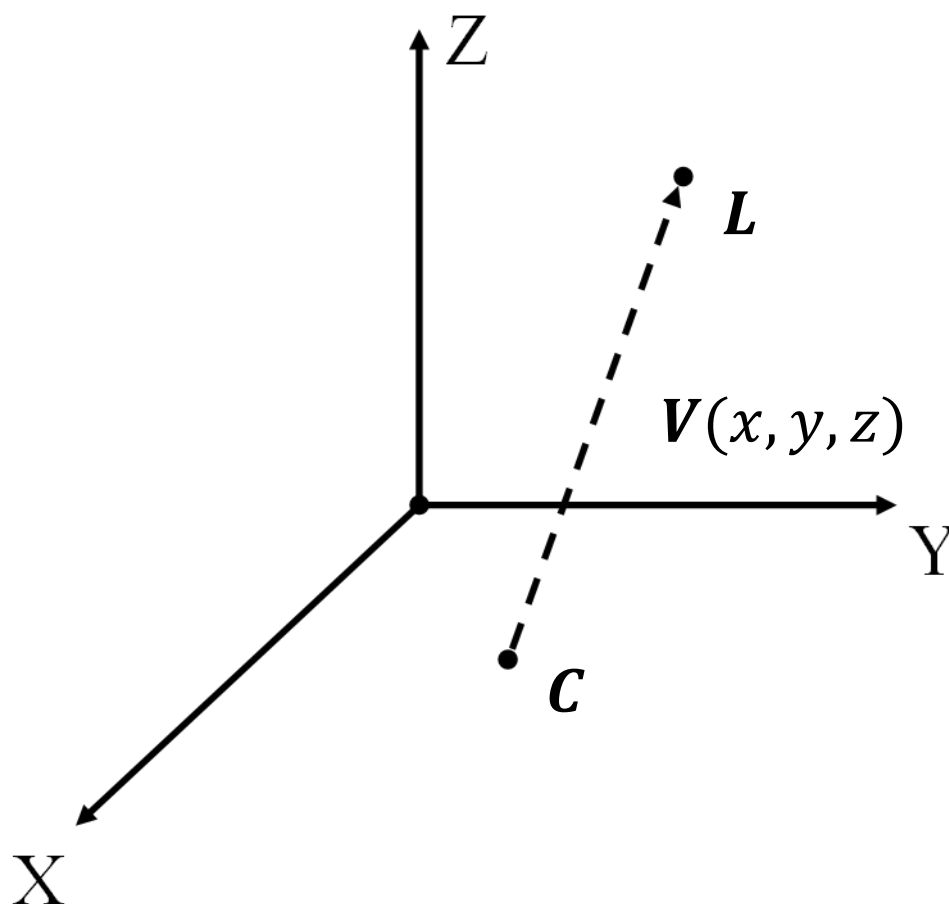


図 3.1 カメラから光源への方方向ベクトル

同図内の C と L はそれぞれカメラと光源の位置である．まず，式(3)を用いてカメラから光源への方方向ベクトル V を求める．

$$V = L - C \quad (3)$$

次に，式(4)を用いて \mathbf{V} の単位ベクトルである \mathbf{V}_n を求め，カメラから光源への方
向ベクトルとする．

$$\mathbf{V}_n = \frac{\mathbf{v}}{|\mathbf{v}|} = \frac{\mathbf{v}}{\sqrt{x^2+y^2+z^2}} \quad (4)$$

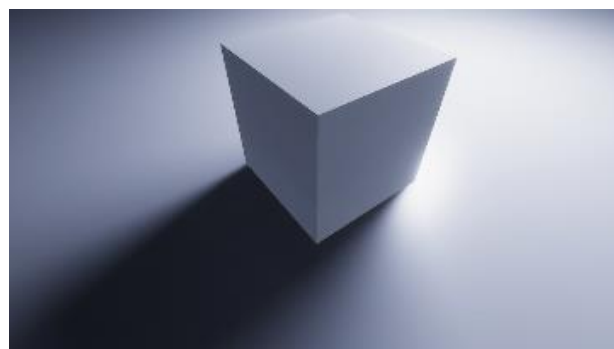
カメラから光源への方
向ベクトルを用いることで，相対的な角度を用いた際
に発生する 0 と 2π の連続性による問題を解決し，より正確な光源位置推定を行
うことができる．

3.2.2 訓練データ

提案手法では，Kán らの手法と同様にレイトレーシングによってレンダリングした RGB-D 画像を訓練データとし，層数 50 の ResNet を用いた学習を行う．この際，4 種のプリミティブ形状およびランダムに生成した色の光源を用いて訓練データの生成を行った．画像はそれぞれの形状で 5778 枚生成し，生成した画像のうち，80%を訓練データ，20%をバリデーションデータとして用いた．訓練データの例を図 3.2 に示す．



(a) 球



(b) 立方体



(c) カプセル



(d) 円柱

図 3.2 訓練データの例

3.2.3 前処理

提案手法では，入力画像に 4 種の前処理を施すことで，光源と影の位置を際立たせる．まず，前処理のフローチャートを図 3.3 に示す．

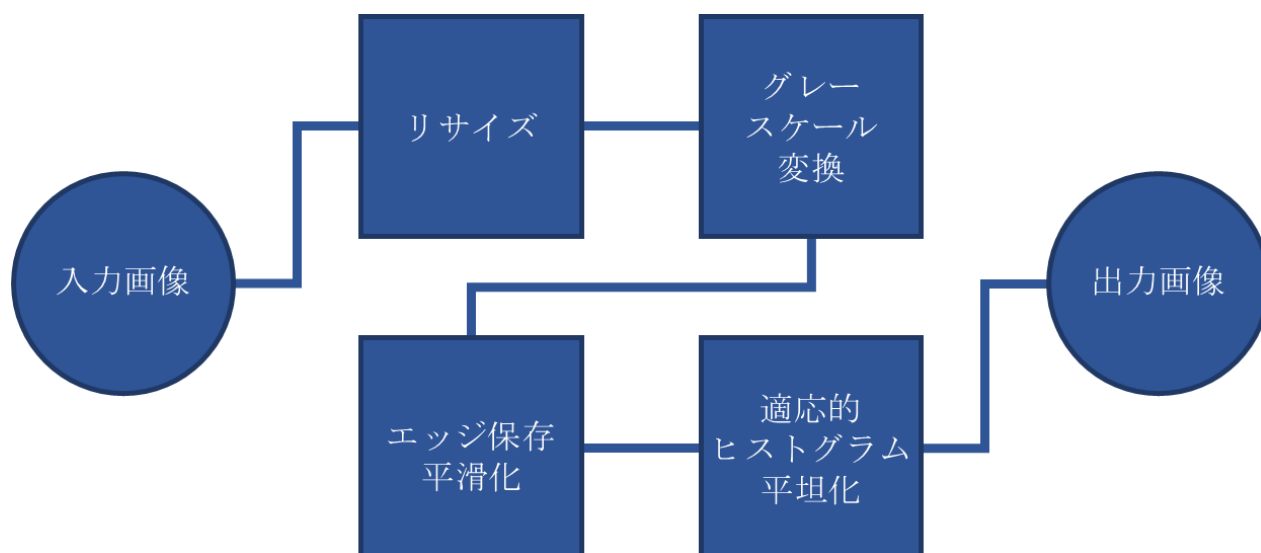
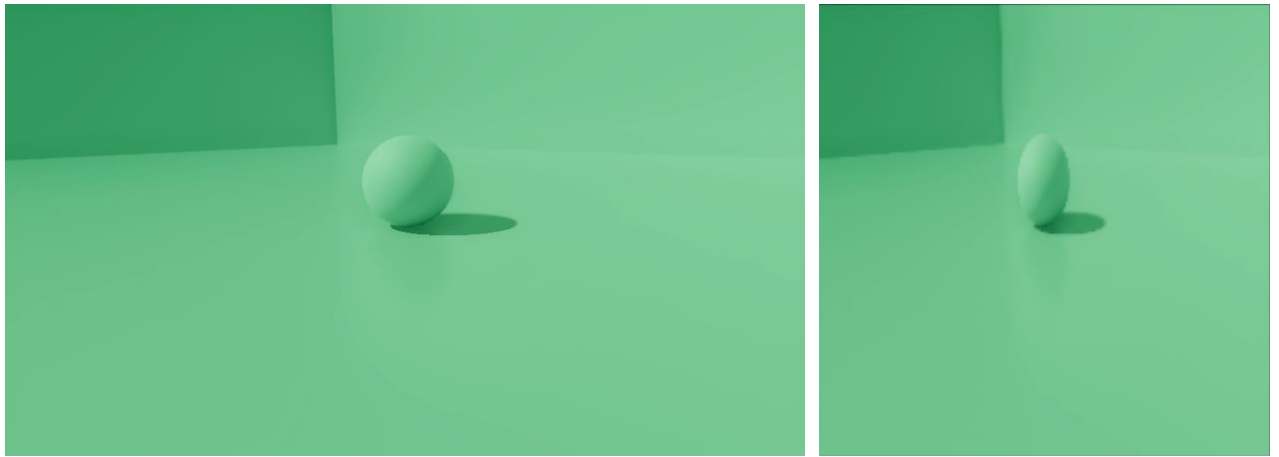


図 3.3 前処理のフローチャート

前処理では，まず入力画像を 200×200 ピクセルにリサイズする．リサイズの様子を図 3.4 に示す．



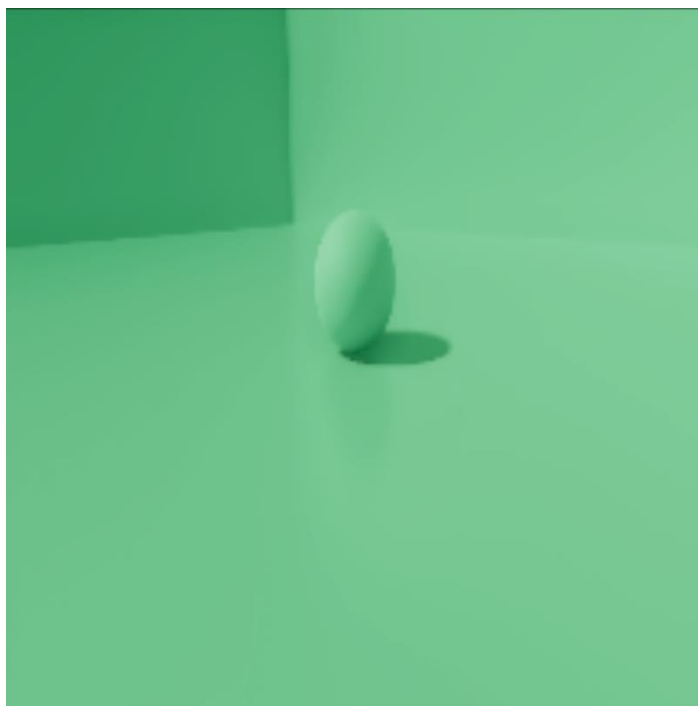
(a) 入力画像

(b) リサイズ後画像

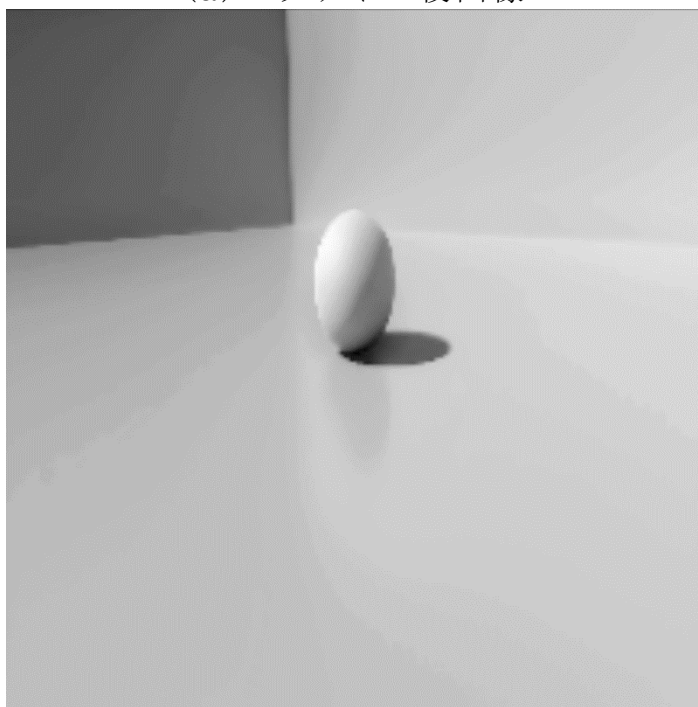
図 3.4 リサイズの様子

図 3.4(a)は入力画像，同図(b)は同図(a)を 200×200 ピクセルにリサイズした後の画像である．

次に，同図(b)の画像に対してグレースケール変換を行い，光源位置推定を行う際に余分となる色情報を削除する．グレースケール変換の様子を図 3.5 に示す．



(a) リサイズ後画像



(b) グレースケール変換後画像

図 3.5 グレースケール変換の様子

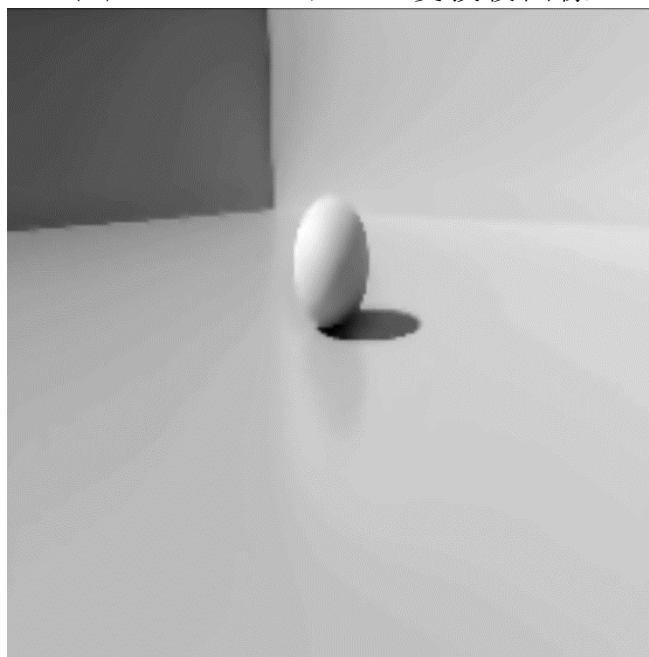
図 3.5(a)はリサイズ後の画像，同図(b)は同図(a)にグレースケール変換を行った後の画像である．

そして，同図(b)の画像に対して **Domain Transform** フィルタ^[5]を施す．**Domain Transform** フィルタは，高速にエッジ保存平滑化を行うことができ

るフィルタである．Domain Transform フィルタを適用した様子を図 3.6 に示す．



(a) グレースケール変換後画像

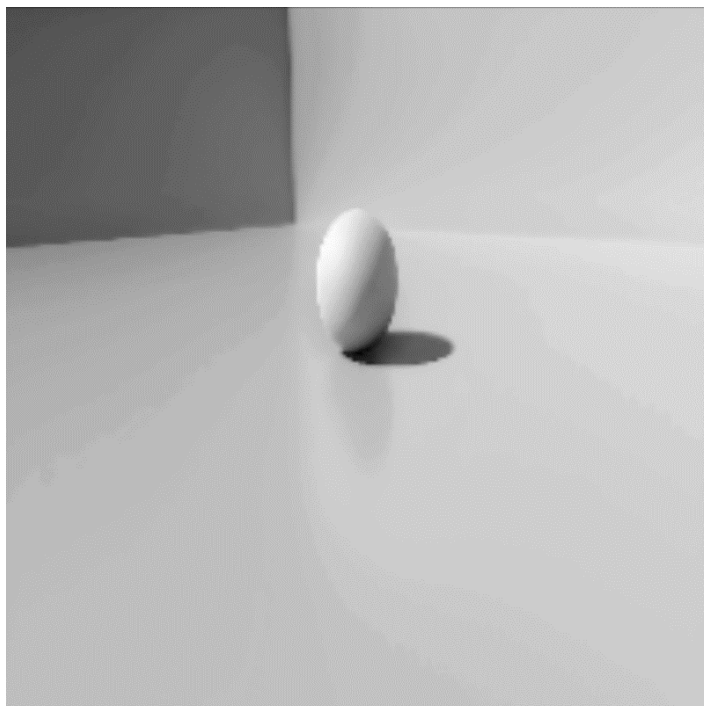


(b) Domain Transform フィルタ適用後画像

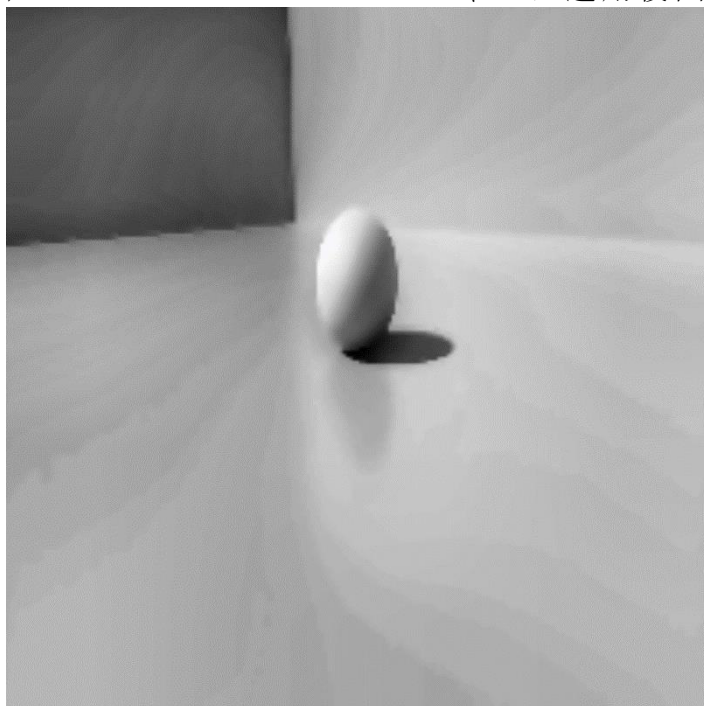
図 3.6 Domain Transform フィルタを適用した様子

同図(a)はグレースケール変換後の画像，同図(b)は同図(a)に Domain Transform フィルタを適用した後の画像である．

最後に，図 3.6(b)の画像に対して適応的ヒストグラム平坦化を行い，光と影の位置を際立たせることで，学習器に効率良く光源位置推定を行わせることができる．適応的ヒストグラム平坦化の様子を図 3.7 に示す．



(a) Domain Transform フィルタ適用後画像



(b) 適応的ヒストグラム平坦化後画像

図 3.7 適応的ヒストグラム平坦化の様子

図 3.7(a)は、Domain Transform フィルタを適用した時点での画像，同図 (b)は同図(a)に適応的ヒストグラム平坦化を行った後の画像である．同図(b)を見ると，画像の明暗が強調されていることがわかる．

3.2.4 ResNet を用いた学習

提案手法では，Kán らの手法と同様に ResNet を用いた学習を行う．提案手法では，表 3.1 に示すハイパーパラメータを用いて学習を行った．

表 3.1 使用するハイパーパラメータ

Batch size	64
Learning rate	0.02
Epoch	100

活性化関数は ReLU を使い，出力層は線形活性化である．また，最適化関数には AdamW を使い，損失関数には平均二乗誤差を用いる．

学習率は，最初の 5epoch でウォームアップ^[6]を行う．ウォームアップとは，最初に小さい学習率で学習を行い，徐々に通常の値まで学習率を増やすことで，損失が収束までの時間を高速化および安定させる手法である．

また，Zhuang らの手法^[7]で用いられている式(5)の学習率スケジューラを用いる．本研究では，power の値に 0.9 を用いた．

$$lr = baselr \times \left(1 - \frac{iter}{totaliter}\right)^{power} \quad (5)$$

学習率スケジューラを用いて，学習が進むにつれて学習率を低下させることで，学習率を変化させずに学習を行った場合よりもさらに学習モデルの精度を向上させることができる．

提案手法では，入力層および ResNet の各ブロックに存在する，最初と最後の畳み込み層で Batch Normalization^[8]を適用する．Batch Normalization とは，バッチごとの平均および分散を用いて，レイヤごとに入力を正規化する手法である．Batch Normalization を用いることで，学習の安定性向上および高速化を実現する．

そして，ドロップアウトを適用することで過学習を防いでいる．入力層のドロップアウト率は 0.2，各ブロックおよび全結合層のドロップアウト率は 0.5 である．

3.3 光源色推定

光源色の推定は，仮想物体の色を現実空間に溶け込ませるために重要な要素となっている．そこで，提案手法では Yanlin らの手法^[4]を用いて，光源の色相および彩度を推定する．Yanlin らの手法では，画像中のグレーであると考えられる画素を推定し，その画素の色情報を元に光源色推定を行っている．Yanlin らの手法を用いて推定した光源色を図 3.8 に示す．

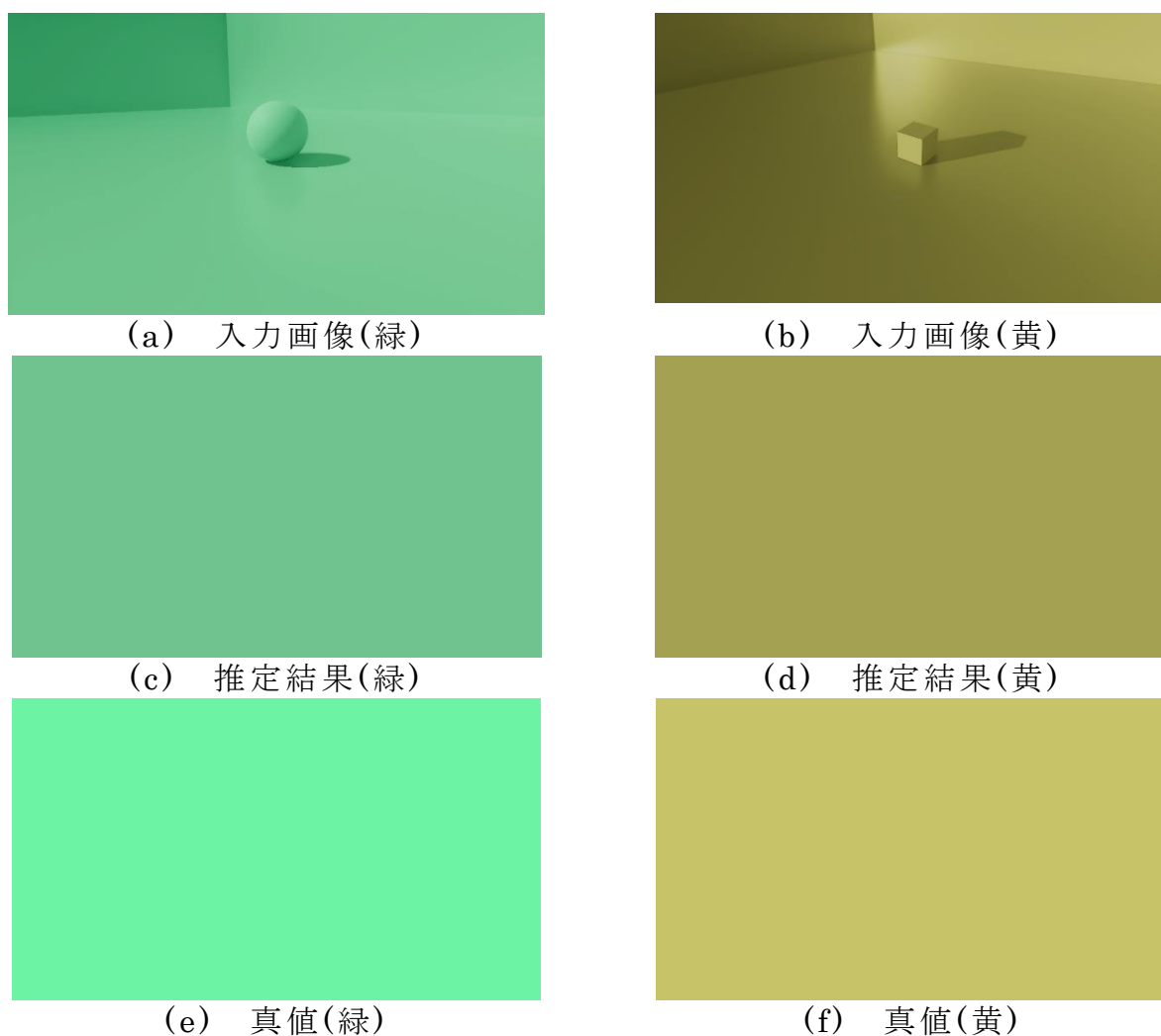
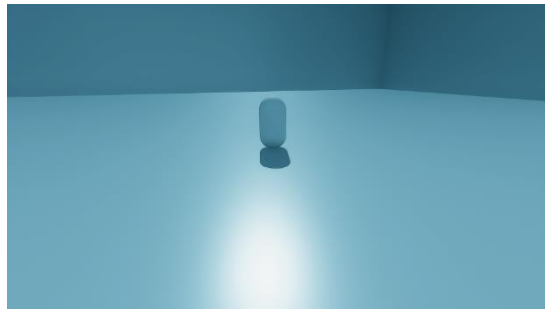
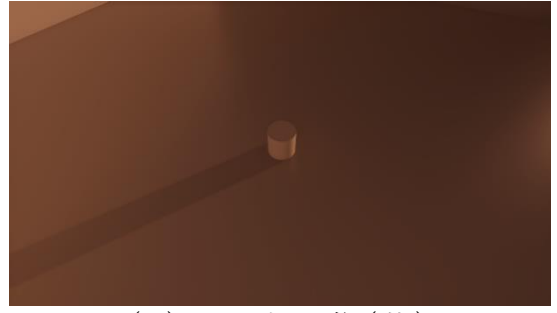


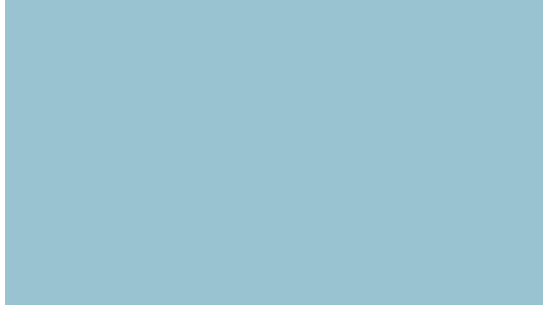
図 3.8 推定した光源色



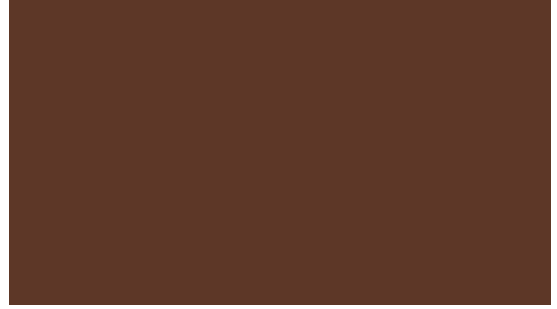
(g) 入力画像(青)



(h) 入力画像(茶)



(i) 推定結果(青)



(j) 推定結果(茶)



(k) 真値(青)



(l) 真値(茶)

図 3.8 推定した光源色

図 3.8(a), (b), (g), (h)は入力画像, 同図(c), (d), (i), (j)は Yanlin らの手法により推定した光源色, 同図(c), (f), (k), (l)は真値の光源色である. Yanlin らの手法により推定した光源色は, 真値に比べ暗く出力される傾向にある. そこで, 提案手法では推定した光源色の HSV 色空間における色相と彩度のみを用いる. そして, 光源は明るいものであると仮定し, 明度を最大値に置き換えた色を提案手法における光源色とする.

3.4 結言

本章では，より正確な光源推定を行う手法について述べた．光源位置推定では，RGB-D 画像を入力としてカメラから光源への方向ベクトルを推定することで，Kán らの手法にあった相対的な角度を用いた際の問題を解決し，より正確な光源位置推定を行った．また，入力の RGB-D 画像に対して前処理を行い，光と影の位置を強調することで，より光源位置の推定を容易にした．そして，Yanlin らの手法を用いて HSV 色空間における光源の色相と彩度を推定し，明度補正を行うことで正確な光源色を推定した．

次章では，提案手法を用いてレンダリング画像および現実空間画像から光源推定を行う．そして，光源推定結果を元に考察を行う．

第 4 章 実験と考察

4.1 緒言

本章では，提案手法による光源推定の精度を検証するための実験を行う．実験では，提案手法により生成した学習モデルに様々な画像を入力することで，光源位置推定を行う．また，光源色推定結果と光源位置推定結果を統合し，従来手法との比較を行う．そして，これらの実験により得られた結果に対して考察を行う．

4.2 実験

4.2.1 レンダリング画像を用いた評価

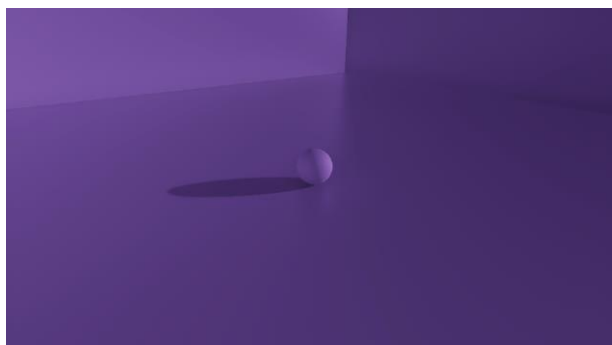
レイトレーシングによって，訓練データに含まれていない画像を新たに 100 枚レンダリングし，提案手法および従来手法^[2]により生成した学習モデルに入力し光源位置推定を行った．レンダリング画像を用いて評価を行った結果を表 4.1 に示す．

表 4.1 レンダリング画像を用いて評価を行った結果

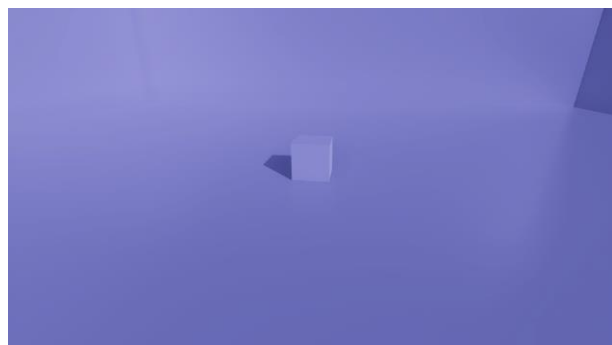
	従来手法	提案手法
方向ベクトルの平均誤差	1.19	0.18

同表の方向ベクトルの平均誤差とは，推定したカメラから光源への方向ベクトルと，真値の方向ベクトルとの距離を誤差としたときの，レンダリングした 100 枚の画像における誤差の平均値である．方向ベクトルは単位ベクトルであり，値が小さいほど誤差が小さく正確な光源位置推定を行えている．

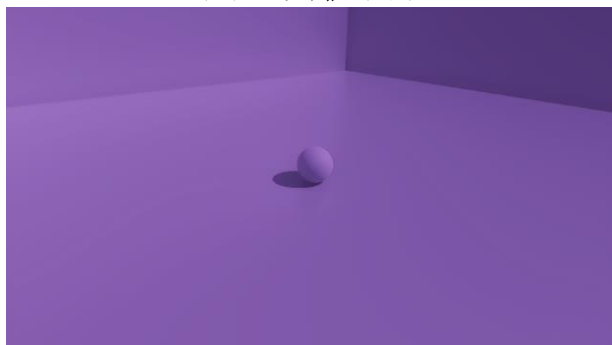
次に，仮想空間におけるレンダリング画像の比較を行った．レンダリング画像の比較を図 4.1 に示す．



(a) 真値(球)



(b) 真値(立方体)



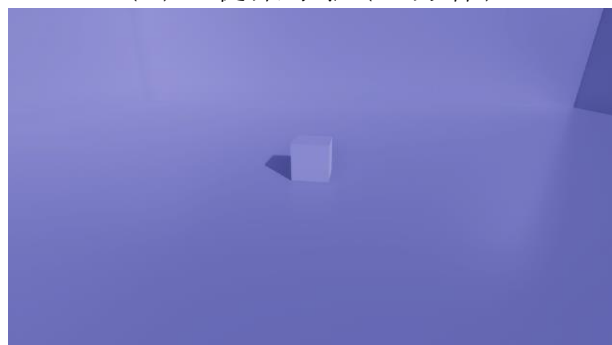
(c) 従来手法(球)



(d) 従来手法(立方体)



(e) 提案手法(球)



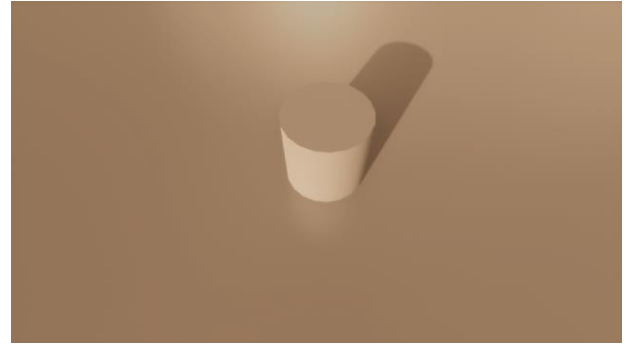
(f) 提案手法(立方体)

図 4.1 レンダリング画像の比較

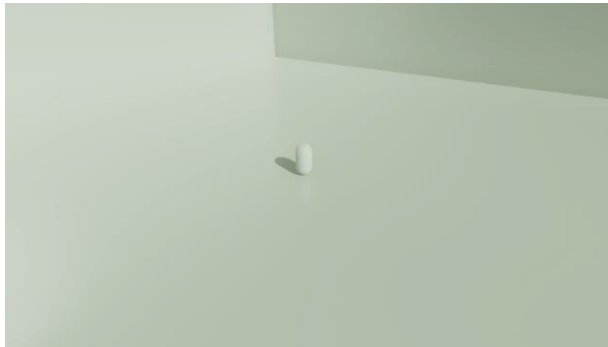
.



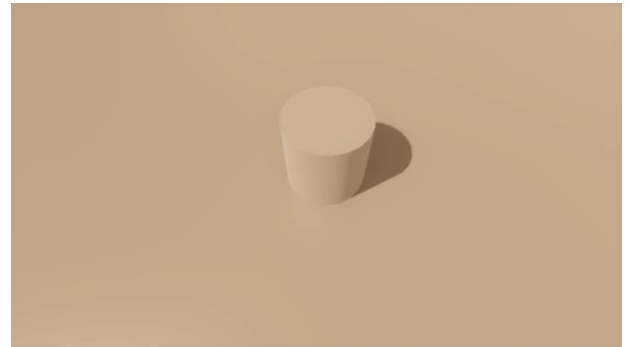
(g) 真値(カプセル)



(h) 真値(円柱)



(i) 従来手法(カプセル)



(j) 従来手法(円柱)



(k) 提案手法(カプセル)



(l) 提案手法(円柱)

図 4.1 レンダリング画像の比較

図 4.1(a), (c), (e)はそれぞれ真値, 従来手法, 提案手法による光源位置でレンダリングされた球である. また, 同図(b), (d), (f)はそれぞれ真値, 従来手法, 提案手法による光源位置でレンダリングされた立方体である. そして, 同図(g), (i), (k)はそれぞれ真値, 従来手法, 提案手法による光源位置でレンダリングされたカプセルである. 最後に, 同図(h), (j), (l)はそれぞれ真値, 従来手法, 提案手法による光源位置でレンダリングされた円柱である.

4.2.2 現実空間画像を用いた評価

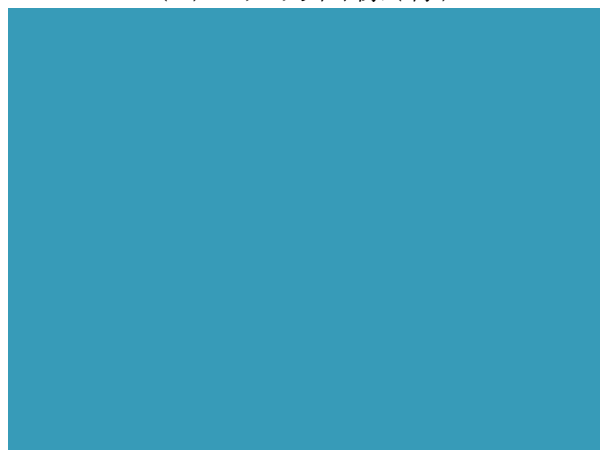
まず，現実空間で撮影した画像を用いて，従来手法^[4]と提案手法における光源色推定の比較を行った．光源色推定の結果を図 4.2 に示す．



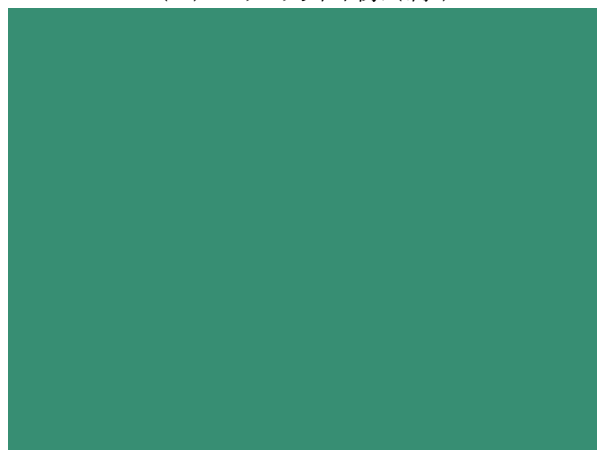
(a) 入力画像(青)



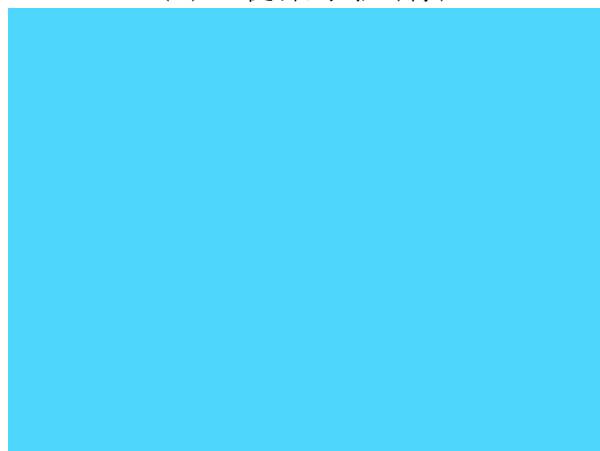
(b) 入力画像(緑)



(c) 従来手法(青)



(d) 従来手法(緑)



(e) 提案手法(青)



(f) 提案手法(緑)

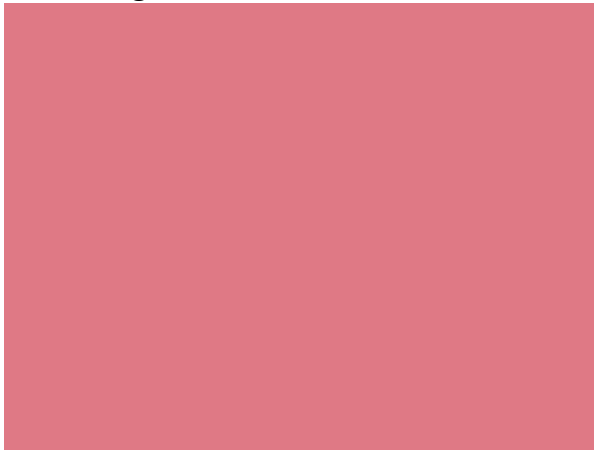
図 4.2 光源色推定の結果



(g) 入力画像(ピンク)



(h) 入力画像(赤)



(i) 従来手法(ピンク)



(j) 従来手法(赤)



(k) 提案手法(ピンク)



(l) 提案手法(赤)

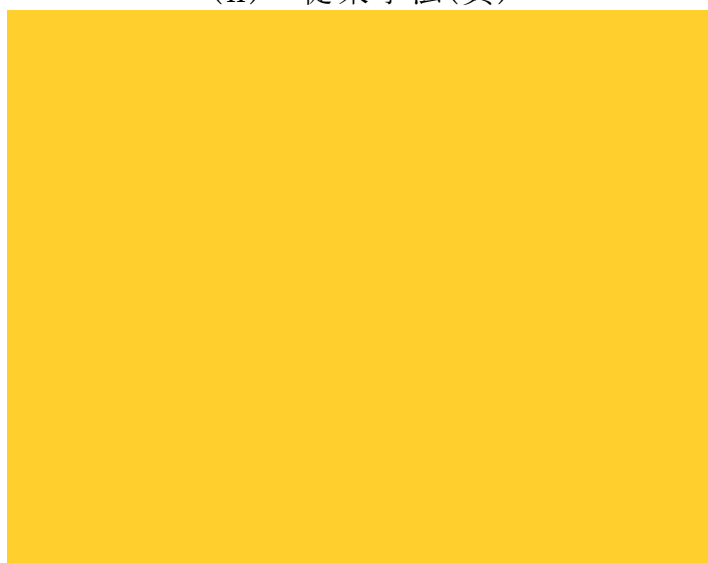
図 4.2 光源色推定の結果



(m) 入力画像(黄)



(n) 従来手法(黄)

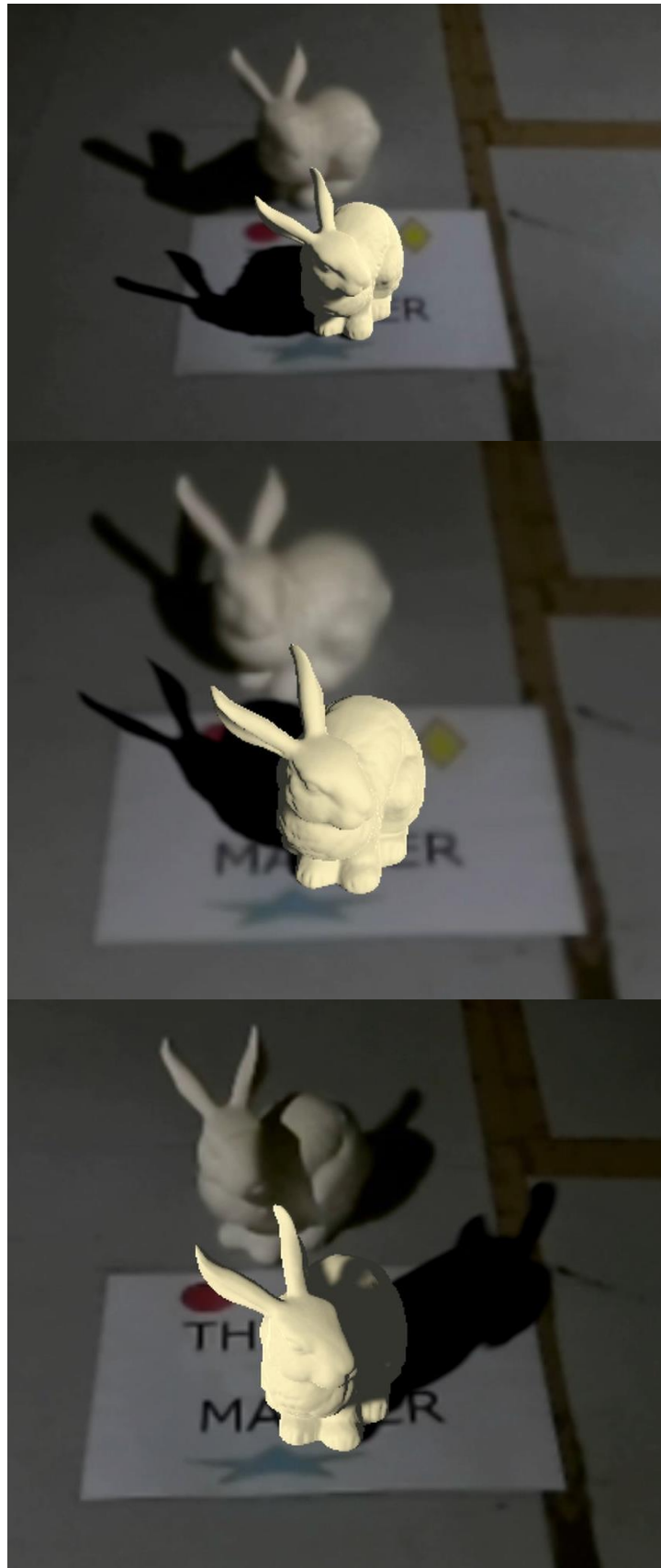


(o) 提案手法(黄)

図 4.2 光源色推定の結果

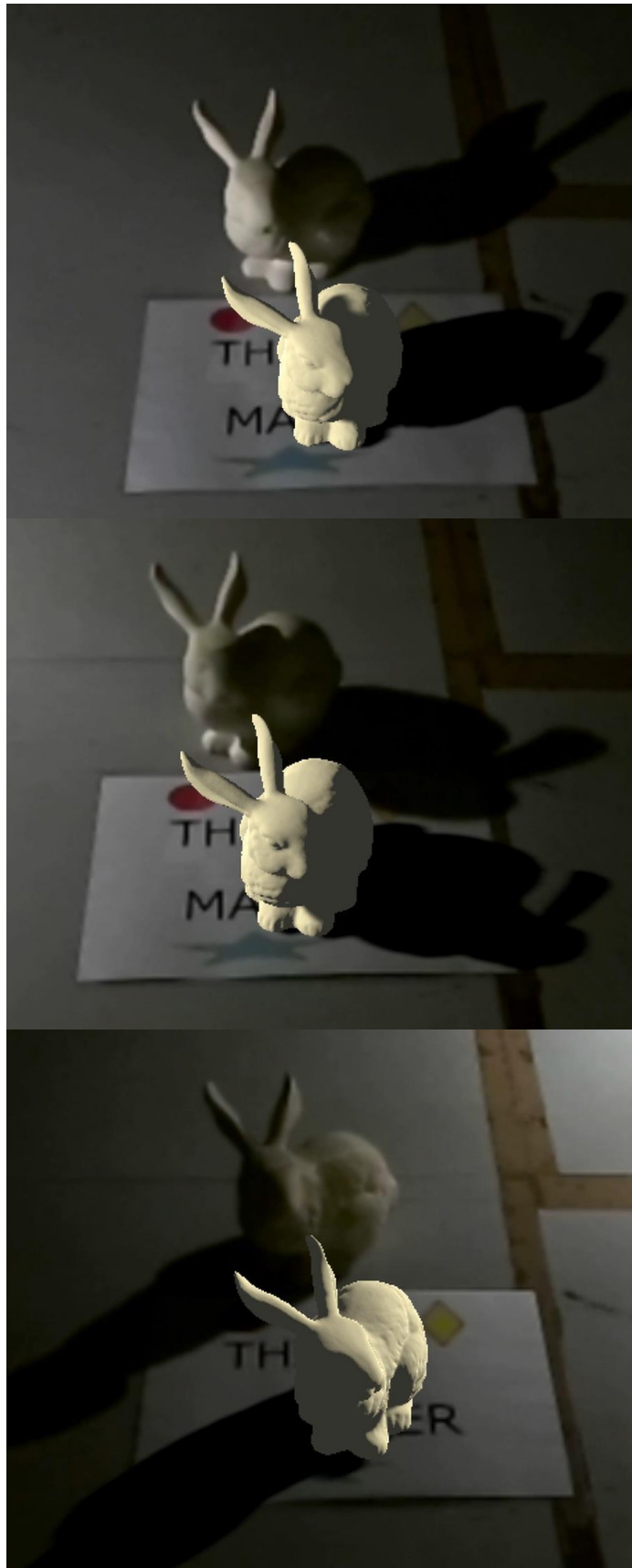
図 4.2(a), (c), (e)はそれぞれ青色の光源色における入力画像, 従来手法による光源色推定結果, 提案手法による光源色推定結果である. 次に, 同図(b), (d), (f)はそれぞれ緑色の光源色における入力画像, 従来手法による光源色推定結果, 提案手法による光源色推定結果である. また, 同図(g), (i), (k)はそれぞれピンク色の光源色における入力画像, 従来手法による光源色推定結果, 提案手法による光源色推定結果である. そして, 同図(h), (j), (l)はそれぞれ赤色の光源色における入力画像, 従来手法による光源色推定結果, 提案手法による光源色推定結果である. 最後に, 同図(m), (n), (o)はそれぞれ黄色の光源色における入力画像, 従来手法による光源色推定結果, 提案手法による光源色推定結果である.

次に, 現実空間画像を入力とした提案手法における光源位置推定を行った. 光源位置推定結果を図 4.3 に示す.



(a) 通常の影

図 4.3 光源位置推定結果



(b) 長い影

図 4.3 光源位置推定結果



(c) 短い影

図 4.3 光源位置推定結果

図 4.3 の上部に存在するうさぎは現実空間の物体，同図下部に存在するうさぎは仮想物体である．また，同図(b)は影が長い場合の光源位置推定結果，同図(c)は影が短い場合の光源位置推定結果である．

最後に，提案手法による光源推定の結果に正確な反射表現を組み合わせる実験を行った．反射表現として **RICHO THETA V**^[10]により撮影した全天球画像およびリフレクショングローブを用いることで，現実空間および仮想物体の両方を映り込ませている．光源推定と反射表現を組み合わせた結果を図 4.4 に示す．



図 4.4 光源推定と反射表現を組み合わせた結果

図 4.4 の左上に存在するうさは現実空間の物体，同図中央および右に存在するうさぎと球体は，仮想物体である．球体は光沢のある材質が適用されており，全天球画像とリフレクションプローブによる反射表現がなされている．

4.3 考察

表 4.1 を見ると，仮想空間においては従来手法^[2]に比べ提案手法の方が方向ベクトルの誤差が小さく，正確な光源位置推定を行えていることがわかる．これは，提案手法の前処理によって学習器が光源と影の位置関係を認識しやすくなったためであると考えられる．また，学習率スケジューラや **Batch Normalization** により学習が効率化されたためでもあると考えられる．

次に，図 4.1 を見ると従来手法は真値と比較して影の長さが不正確であることがわかる．それに対して，提案手法は非常に正確な光源位置推定を行えていることが確認できる．これは，前述したように前処理や学習率スケジューラの影響が大きいと考える．

次に，図 4.2 の従来手法^[4]による光源色推定結果と提案手法による光源色推定結果を比較すると，提案手法の光源色の方が明るく推定されていることがわかる．従来手法では，グレーであると推定された画素の画素値を平均し，光源色としているため，光源色よりも暗い画素をグレー画素であると推定した場合，光源色も暗いものになる．提案手法では，従来手法の出力に対して明度補正を行うことで，光源色を明るくしている．

次に，図 4.3 を見ると現実空間画像を用いた場合においても，正確な光源位置推定が行えていることがわかる．また，同図(b)を見ると横方向に光源が存在し影が長い場合においても，正確な光源位置推定を行えていることが確認できる．これは，ドロップアウト率を適用したことにより過学習にならず，学習モデルの汎化性能が向上したためであると考えられる．汎化性能が向上することで，訓練データに存在しない現実空間画像を用いた場合においても，光源位置推定を正確に推定できる．しかし，同図(c)を見ると光源位置推定が不正確であることが確認できる．光源位置推定が不正確であることが特に表れている画像を図 4.5 に示す．

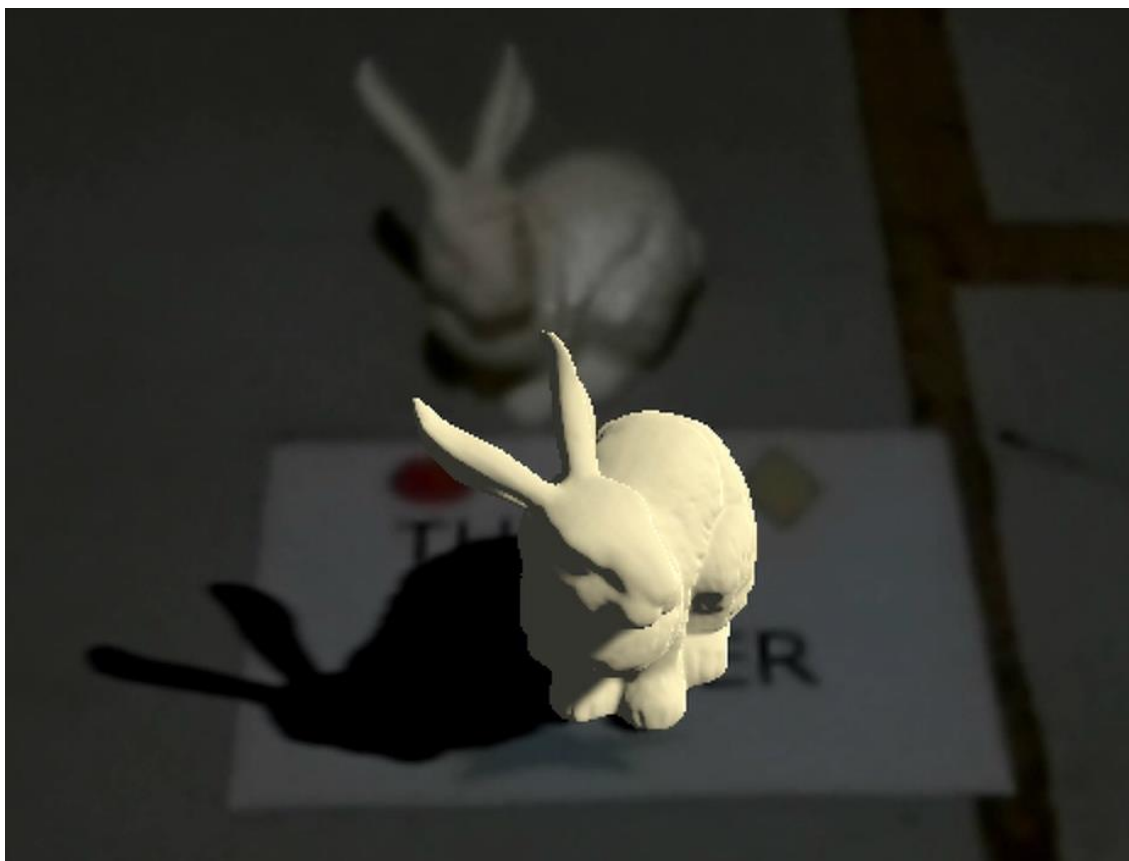


図 4.5 光源位置推定に失敗した例

図 4.5 を見ると，現実空間の物体には真上方向からの光源による影が生じているのに対し，推定した光源は右方向に存在している．この問題の原因として，影が短い訓練データは画像中に影が映り込まない，もしくはほとんど映り込んでおらず，十分な学習が行えないためであると考えられる．そのため，この問題を解決可能な新たな光源位置推定手法を検討する必要がある．

最後に，図 4.4 を見ると正確に光源色推定を行ったことで仮想物体が現実空間に溶け込んでいることが確認できる．また，光源位置推定も正確に行われていることも確認できる．そして，今回の実験で用いたような正確な全天球画像を用意することができた場合，より現実溶け込んだ MR 表現が可能となることが示唆されている．そのため，今後は正確な全天球画像を生成する手法の考案を行う必要がある．

4.4 結言

本章では，提案手法による光源推定の精度評価を行った．まずレンダリング画像を用いた実験では，従来手法と比較して提案手法の方がより正確な光源位置推定を行えることが確認できた．次に，現実空間画像を用いた実験では提案手法により正確に光源色および光源位置を推定できることが確認できた．また，正確な反射表現を実現することで，より現実に溶け込んだ **MR** 表現が可能となることが示唆された．しかし，真上方向に存在する光源位置は正確に推定することが困難であることも確認された．そのため，影を認識しづらい画像においても正確に光源推定を行うことのできる手法の考案が必要である．

第 5 章 結論

本研究では，仮想物体と現実空間を違和感なく融合させるために，より正確に単一の光源位置を推定することで，仮想物体に影をする手法を提案した．提案手法では，RGB-D 画像を入力とした ResNet を用い，カメラから光源へ方向ベクトルを推定することで光源位置推定を行った．また，グレー画素であると推定される画素値の色相と彩度を参照し，明度補正を行うことで光源色推定を行った．

実験では，レンダリング画像および現実空間画像を用いた光源位置推定手法の評価を行った．これにより，従来手法と比較して提案手法の方がより正確に光源推定を行えることが確認できた．また，光源色推定においても従来手法と比較して正確な明るい光源色を推定できることが確認できた．しかし，真上方向に存在する光源位置は正確に推定できないという問題点も確認できた．

今後の展望として，影を認識しづらい画像においても正確に光源推定を行うことのできる手法の考案が挙げられる．

<参考文献>

- [1] Tobias Schwandt, Wolfgang Broll,
“A Single Camera Image Based Approach for Glossy Reflections in Mixed Reality Applications”,
2016 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), pp.37-43, (2016).
- [2] Peter Kán, Hannes Kafumann,
“DeepLight: light source estimation for augmented reality using deep learning”,
The Visual Computer. 35(6), pp.873-883, (2019).
- [3] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun,
“Deep Residual Learning for Image Recognition”,
Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp.770-778, (2016).
- [4] Yanlin Qian, Joni-Kristian Kamarainen, Jarno Nikkanen, Jiri Matas,
“On Finding Gray Pixels”,
Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.8062-8070, (2019).
- [5] Eduardo S. L. Gastal, Manuel M. Oliveira,
“Domain transform for edge-aware image and video processing”,
ACM SIGGRAPH 2011 papers, pp.1-12, (2011).
- [6] 学習率の Warmup で大きいバッチサイズでもいい感じに訓練する – Qiita,
<<https://qiita.com/koshian2/items/c3e37f026e8db0c5a398>> ,
(2021/01/12 最終アクセス).
- [7] Juntang Zhuang, Junlin Yang, Lin Gu, Nicha Dvornek,
“ShelfNet for Fast Semantic Segmentation”,
Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops, pp.0-0, (2019).
- [8] Sergey Ioffe, Christian Szegedy,
“Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift”,
International conference on machine learning . PMLR ,
pp.448-456, (2015).
- [9] LiDAR Camera L515 - Intel® RealSense™ Depth and Tracking Cameras,
<<https://www.intelrealsense.com/lidar-camera-l515/>> ,
(2021/11/20 最終アクセス).
- [10] Product | RICOH THETA V,
<<https://theta360.com/en/about/theta/v.html>> ,
(2021/11/20 最終アクセス).

謝 辞

本論文は，著者が大阪工業大学大学院情報科学研究科情報科学専攻博士前期課程において行った研究をまとめたものである．

本研究の遂行と本論文をまとめるにあたり，終始適切なるご指導とご鞭撻を頂きました大阪工業大学情報科学部の村木祐太講師，ならびに小堀研一教授に対して，心より感謝いたします．

最後に，研究について熱心に討論頂いた Visual Computing 研究室，図形情報研究室的の諸兄姉に感謝の意を申し上げます．

学外研究発表一覧

● 学会発表

タイトル	発表者	著者	発表機関名	発表年月 日
A Method of Reflection Representation in Mixed Reality Using Light Source Estimation	藤本 怜	藤本 怜 村木 祐太 小堀 研一	2022 International workshop on advanced image technology	2022 年 1 月 発表
Mixed Reality における 光源推定の一手法	藤本 怜	藤本 怜 村木 祐太 小堀 研一	情報処理学会 第 84 回全国大会	2022 年 3 月 3 日 発表予定