Vol.2020-AVM-108 No.9
2020/2/28

画角外物体の影再現に対応したDeep Photo Relighting

中西 悟[†1,a)]　町田貴史[†1,b)]

概要：高度運転支援システムに使われる画像処理アルゴリズムの効率的評価のために，様々な評価用車載カメラ画像を仮想的に生成する自由視点画像生成技術を開発している．この手法は実走行により計測した全方位映像と 3 次元点群を用いて任意の視点の車載カメラ画像の高品質な生成を可能とし，コンピュータグラフィックス技術により歩行者や他車両を重畳することで様々な交通状況の画像を仮想的に生成できるため評価の効率化が期待できる．一方，任意の日照条件の画像を生成できれば評価の更なる効率化に有効であるので，深層学習により日照条件を変更する方法として Deep Photo Relighting (DPR) を開発中である．DPR は，画像の生成プロセスに係る因子である視点，物体材質，物体形状，日照条件を画像データとして入力し，U-Net 型の Deep Neural Network により画像加工処理を行うものである．本研究では，車載カメラの画角外に存在する物体による影再現を可能とした DPR を提案する．影の生成に係る光源，遮蔽物体，投影面の情報を日照条件因子として DPR に入力することでこれを可能とする．

1. はじめに

近年，衝突被害軽減ブレーキに代表される高度運転支援システム（ADAS : Advanced Driver Assistance Systems）では，車載カメラ画像から走路や車両，歩行者などの検出を行うアルゴリズムが搭載されている．このようなアルゴリズムの評価を様々な環境条件に対して行うためには，画像データの収集に膨大な時間を要する可能性が報告されている [1]．この問題に対応するために，評価用画像データを仮想的に生成するシステム設計・評価手法が注目されている [2]．

仮想的に映像を生成する技術として，我々は自由視点画像生成技術 [3] を開発している．これは，1 回の実走行で収集した計測データから，任意の走行軌跡の評価用画像（以下，ADAS 評価用データ）を生成する技術である．これにより一度計測したデータから多様な走行パターンの映像を生成することができ，ADAS 評価用データ収集の効率化が期待できる．ただし，現状では日照条件の変更には対応しておらず，異なる日照条件での計測は依然として必要である．

そのため機能的な観点からは，時間帯別の事故統計を考慮した評価を行う場合において，そのような ADAS 評価用データ収集の効率化には日照条件の変更技術は効果的であると考えられる．また，別の課題として，自由視点画像が日照条件の異なる複数枚の入力画像から構成されるため，各入力画像で日照条件を揃える必要がある．つまり，技術的な観点からは，日照条件の変更は自由視点画像生成の精度の向上に有効であると考えられる．以上を踏まえ，我々は生成された自由視点画像に対して日照条件を変更するよう適切に加工する技術を構築する．

日照条件を変更したときの画像の大きな変化の 1 つに影がある．画像に写る影には，画角内の物体による影だけでなく，画角外の物体による影もある．車載カメラの画角内・外を全方位画像に対して示すと**図 1** のようになり，画角外の建物の影が画角内に写り込んでいるのがわかる．我々の目指す日照条件変更技術では，このような画角外の物体による影の再現も必要となる．そこで，本報告では深層学習を用いた日照条件変更手法である Deep Photo Relighting [4] (DPR) を拡張して画角外の物体による影再現に対応した手法を提案する．

2. 関連研究

日照条件の変更に係る画像生成プロセスには多くの因子 (視点，物体材質・形状，日照) があり，走行シーン画像を想定するとそれらの値のバリエーションも多い．このような多くの因子・多くの値のバリエーションのデータ処理に最も適しているのは深層学習であるため，ここでは深層学習に限定した関連研究について述べる．

深層学習を用いた手法には大きく分けて 2 種類あり，1 つは，日照条件の変化を，画像の明るさやコントラスト，色合いといった “スタイル” の変化とみなし，これを変換

†1 現在，（株）豊田中央研究所
a) nakanishi@mosk.tytlabs.co.jp
b) machida@mosk.tytlabs.co.jp

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

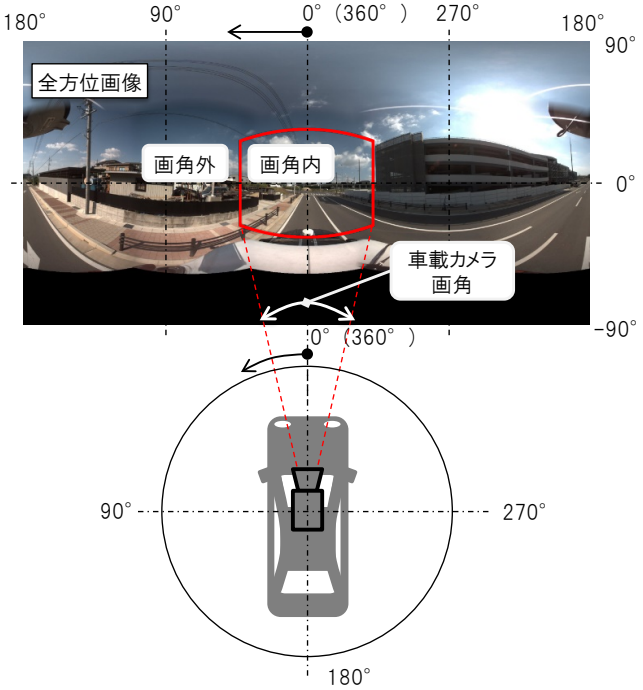

図 1　車載カメラの画角と全方位画像の画角内外の関係

する手法 [5], [6], [7] である．[5] は変更先日照条件のスタイルを 1 枚の画像で例示する手法，[6], [7] は変更先日照条件のスタイルを多数の画像から抽出する手法である．これらは，車載カメラ画像の入力のみで実現可能な手法であるが，画像に写っている物体の 3 次元形状の情報を用いていないので，物体面上での光の反射や影の再現が不自然となる場合がある．

2 つ目は，コンピュータグラフィックス分野のレンダリング技術におけるライティング処理を Deep Neural Network (DNN) で実現する手法 [4], [8], [9], [10] である．[8], [9] は，照明制御可能な環境で撮影した画像を元に，物体の反射特性を学習してライティング処理を実現したものである．これらの手法は対象物体を限定しているので，様々な物体が存在する走行シーン画像には適用できない．[10] は対象物体の 3 次元形状情報を入力可能とし，影の除去・生成のためにシャドウマスクを用いて影再現を実現した手法である．この手法ではシャドウマスク作成のために日照条件 (太陽の向き) を手動で設定する必要があり，ADAS 評価用のように多数の走行シーン画像を対象とする場合への適用は現実的ではない．[4] は対象物体の 3 次元形状や材質に関する情報を入力可能として日照条件変更を実現した手法である．この手法では日照条件に関する情報を画像から自動抽出するので，多数の走行シーン画像であっても適用可能である．しかし，画角外の物体の 3 次元形状については入力していないので，これによる影が再現できないという問題がある．

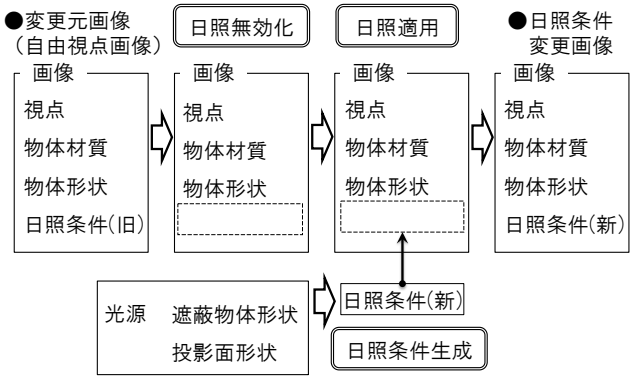

図 2　日照条件変更の概略図

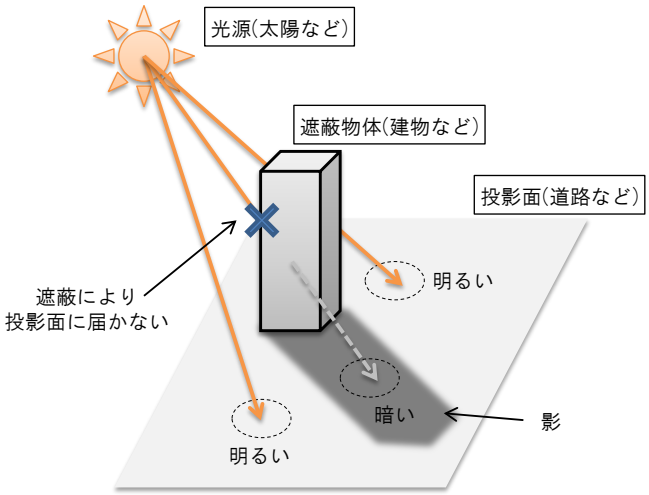

図 3　日照条件を構成する 3 つの因子と影が生じる現象

3. 画角外の物体の影再現に対応した DPR

3.1 日照条件変更の概要

日照条件変更技術の概略図を図 **2** に示す．物理法則より，走行シーン画像は，視点，物体材質と形状，日照条件の 4 つの因子から構成される．このような画像に対する日照条件変更は，画像から日照条件を除去する日照無効化，新たに日照条件を適用する日照適用の 2 段階処理を基本とし，変更先となる日照条件の生成を加えたものになる．

特に影に関しては図 **3** に示すように，走行シーンにおける光源と，その光源の光がどのように届くか，即ちどのような影ができるかを求めるための遮蔽物体と投影面の各情報が必要となる．光源に関する情報としては，数，向き，距離，光の強度，色 (スペクトル) がある．太陽が見えている昼間は，太陽を光源とする直接光はもちろんのこと，道路周囲の建物の壁面などからの反射光である間接光も光源の対象とする．太陽が隠れている夜間においては，街灯や看板，建物の窓明かりなども光源の対象とする．遮蔽物体に関しては画角内外の形状，投影面に関しては画角内の形状を対象とする．

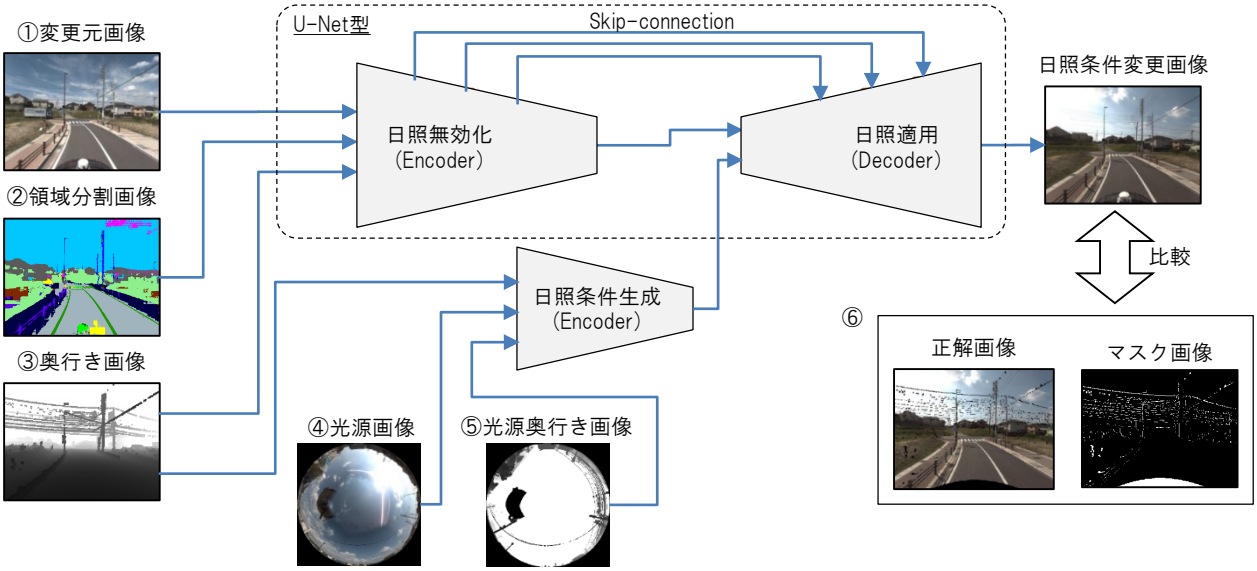

図 4　画角外の物体の影再現に対応した DPR

表 1　画像生成プロセス因子と入力画像の対応

画像生成プロセス因子		入力画像
視点		①変更元画像
物体材質		①変更元画像 ②領域分割画像
物体形状		③奥行き画像
日照条件 (新)	光源	④光源画像 ⑤光源奥行き画像
	遮蔽物体形状	⑤光源奥行き画像
	投影面形状	③奥行き画像

3.2　全体構成

画角外の物体の影再現に対応した DPR のシステム全体構成を**図 4** に示す．日照無効化と日照適用の処理を Auto-Encoder に skip-connection を加えた U-Net[11] 型 DNN とし，日照条件生成を Encoder 型 DNN とした．

図 2 に示した因子と入力画像の関係を**表 1** に示す．それぞれの画像は次の通りである．

①変更元画像（自由視点画像）

日照条件変更の画像加工の元画像である．視点因子と，物体材質因子の特徴である物体表面粗さや付着物による汚れなどを表す画像としても用いる．

②領域分割画像

領域分割画像は，画像中の物体の種類ごとに領域分割した画像で，物体材質因子を表す．領域分割処理には，領域分割 DNN[12] を用いる．走行シーンに現れる物体（材質）は限定され，物体境界もわかりやすいので，物体ごとの領域分割正解画像の作成は容易である．この変更元画像と領域分割正解画像を用いて領域分割 DNN を学習する．

③奥行き画像

自由視点画像生成 [3] の入力データとして用いる 3 次元点群を透視投影変換することで作成した画像で，物体形状因子と投影面形状因子を表す．

④光源画像

自由視点画像生成用の全方位画像を環境光とみなし，これを DNN 内で Convolution 処理できる形式に変換したもので，光源因子の数，向き，光の強度，色を表す．全方位画像は，球面を 2 次元矩形に変換した画像であるため，本来つながっているはずの部分が矩形の各辺となって分断されている．左辺と右辺は本来つながっているはずであり，上辺や下辺は本来 1 点に収束しているはずであるが，分断されている．このように分断されていると Convolution 処理によって局所性特徴が抽出できないので，左辺と右辺がつながっており，上辺が 1 点に収束している天頂画像形式に変換している (**図 5**)．

[4] では Debevec らの手法 [13] を用いて天頂画像を加工した画像を光源画像としていたが，⑤光源奥行き画像との対応を取るために天頂画像のままとした．

⑤光源奥行き画像

自由視点画像生成用の 3 次元点群を全方位画像形式に投影変換することで全方位奥行き画像を生成し，光源画像と同様に天頂画像形式に変換する (図 5)．光源因子の距離と遮蔽物体形状因子を表す．[4] では用いていなかったが，画角外遮蔽物体の影を再現するために入力するようにした．

⑥正解画像・マスク画像

正解画像は変更元画像と同じ視点での様々な日照条件に相当する画像で，観測された全方位画像に対して視点を変更元画像と合わせることで作成する．この視点を合わせる処理には，視点を任意に設定可能な自由視点画像生成を用いる．前述したように，通常の自由視点画像は複数の全方位画像を用いるため日照条件が交ざるので，正解画像として作成する場合は全方位画像を 1 枚のみ用いて作成する．

また，マスク画像は，比較処理で使用しない正解画像の

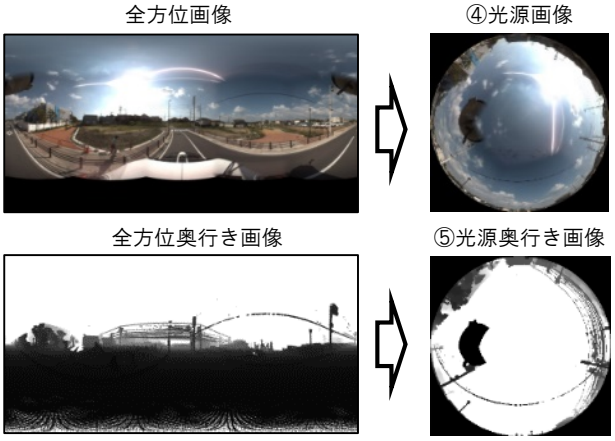

図 5　全方位画像から天頂画像への変換の例

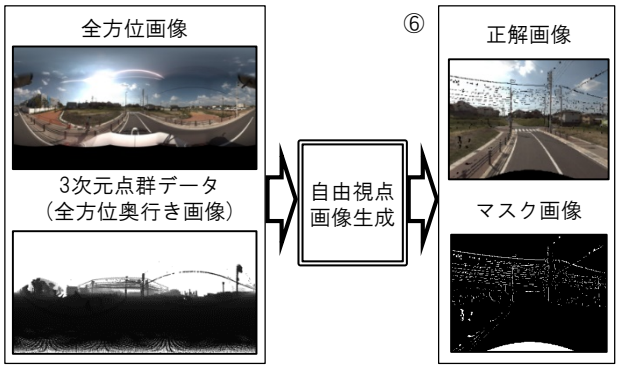

図 6　自由視点画像生成を用いた正解画像とマスク画像の例

画素を指定するための画像である．1 枚の全方位画像から自由視点画像生成により正解画像を作成すると，ポールやガードレールなどの立体物に隠れていた部分では，色情報が無い画素が発生する．これらの画素を学習時の比較処理で使わないようにマスク画像を用意する．

変更元画像に視点を合わせた正解画像とマスク画像の例を図 6 に示す．マスク画像の白色の画素が比較処理で利用しない画素である．

3.3　学習方法

撮影時刻を変えることで日照条件を変えた複数の画像を用意し，これらの日照条件を相互に変更するような学習を行う．問題の簡単化のために，変更元画像として自由視点画像を用いるのではなく，全方位画像から切り出した画像を用いる．全方位画像からの切り出し時には，データ拡張によって様々なバリエーションの画像となるようにする．

データ拡張用入力データとしては，日照条件は異なるが撮影位置が近い全方位画像のペア (データペア) を用意する．データペアの内，どちらか一方を日照条件の変更元，他方を日照条件の変更先として日照条件変更する．このようなデータペアに対してデータ拡張を実施することで学習用の① ～ ⑥の画像セット (データセット) を得る．

DPR 用のデータ拡張 [14] の例を図 7 に示す．DPR は

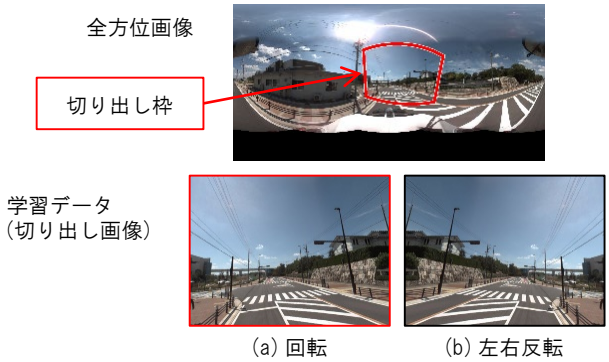

図 7　データ拡張による切り出し例

自由視点画像を対象としているので，あらゆる視点因子 (特にカメラの姿勢) の画像に対応する必要がある．そこで，視点因子に作用する次の 2 つの画像変換によりデータ拡張を行う．回転変換は，カメラの姿勢を様々に変えて全方位画像から透視投影画像を切り出す処理とした．

(a) 回転
ヨー角 (平均 0deg, 標準偏差 7deg)，ピッチ角 (平均 0deg, 標準偏差 3deg)，ロール角 (平均 0deg, 標準偏差 0.7deg) の正規分布に従いランダムに切り出す．

(b) 左右反転
1/2 の確率でランダムに左右反転する．

4.　実験

表 2 に示すデータを用いて提案した DPR を学習し，日照条件変更画像の生成テストを行った．

まず，日照条件変更により再現された影が画角外の遮蔽物体によるものかを確認するための予備実験を行った．仮想的に生成した遮蔽物体形状因子を表す⑤光源奥行き画像を用いて，画角外遮蔽物体の位置を変化させたときの影響を調査する．結果を図 8 に示す．図 8(a) は画角外遮蔽物体を仮想的に近くした場合の模式図，図 8(b) は遠くした場合の模式図である．画角外遮蔽物体が近い (遠い) と影も近く (遠く) なるということを表している．影が近い (遠い) ということは，画像には大きく (小さく) 写るということである．図 8(c) では左側ほど画角外遮蔽物体の位置が近い場合，右側ほど位置が遠い場合であり，従来の DPR[4] と提案した DPR の生成画像を示す．画角外遮蔽物体の影が写る部分を点線楕円で囲んでいる．従来の DPR では，画角外遮蔽物体の奥行き値を入力することができないので生成画像の影は変化せず，画角外遮蔽物体の影として再現されているのかどうかは不明である．提案した DPR では，画角外遮蔽物体の位置が近いほど影が大きくなり，遠いほど影が小さくなっており，画角外遮蔽物体の位置に連動して影が変化していることから，画角外遮蔽物体の影として再現できていると考えられる．

実際の日照条件変更データを用いた画角外遮蔽物体の影

表 2　データ概要

データ名称	日照条件 (撮影時刻)	データペア数	データセット数	
			データ拡張なし	データ拡張あり
2016 年 9 月 1 日データ	2 種類 (10 時，14 時)	21	42	67, 200

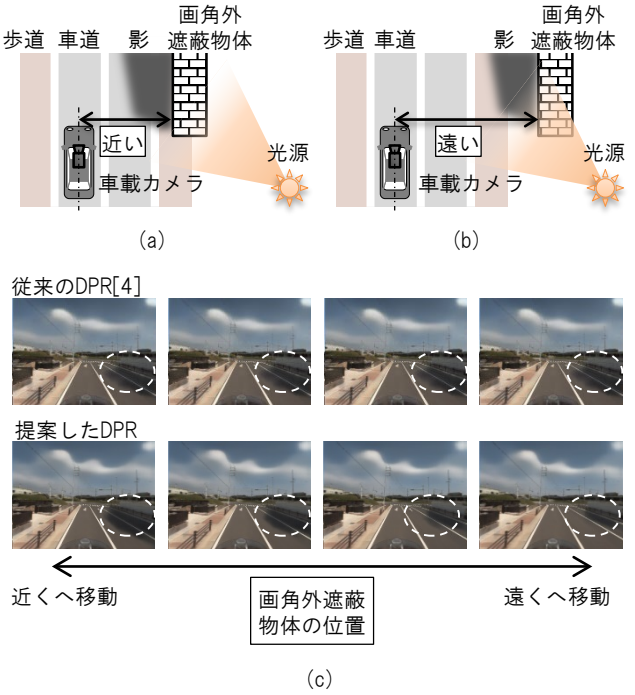

図 8　画角外遮蔽物体の位置を変えて影再現した結果 (a) 画角外遮蔽物体が近い場合の模式図 (b) 画角外遮蔽物体が遠い場合の模式図 (c) 結果画像

の再現結果を**図 9** に示す．正解画像の元となった全方位画像には画角外に遮蔽物体が写っており，路面上にまで達する大きな影ができている．日照条件変更画像の路面上にも影ができていることから，画角外の遮蔽物体による影が再現できていることがわかる．その他の日照条件変更データの結果画像を**図 10** に示す．図 10(a) では画像左側の石垣による影が消え，図 10(b) では画像右側の建物による影が消え，図 10(c) では画像左側の工事用防護パネルによる影ができ，図 10(d) では画像右側の樹木による影ができており，画角内に写っている物体に関しても，日照条件の変化による影の再現ができていることがわかる．

一方，画角外遮蔽物体の影の輪郭がボケていたり，空に雲がボケたような不自然な模様が現れている．影の輪郭のボケについては，画角外遮蔽物体の形状の解像度が低いためだと考えられる．単純に解像度を大きくしてしまうと，DNN のパラメータ数が膨大になり過ぎて学習処理を実行できないという問題が発生する．対策としては，段階的に解像度を上げるネットワーク構造で学習処理を行う方法 [15] や，[10] のように影に関する情報 (シャドウマスクなど) を事前に計算する手法が考えられる．

空の雲がボケたような不自然な模様に関する原因は，DNN 学習時に生成した日照条件変更画像と正解画像の比較演算に用いる損失関数が適切でないことが考えられる．今回は損失関数として平均絶対値誤差を用いたため，画素毎の誤差という局所情報が平均処理のために失われて学習できず，生成画像がボケたと考えられる．対策としては，画像の自然さの評価を元にした損失関数 [16] や，物体識別用特徴の類似度評価を元にした Perceptual Loss[17] の使用が考えられる．

5. まとめ

画角外遮蔽物体の影再現に対応する DPR を提案した．仮想データを用いた予備実験では，画角外遮蔽物体の位置の変化に連動して生成された影が変化することから，画角外遮蔽物体の影が再現できていることを確認した．実データを用いた実験では，画角内・外の物体による影が再現できていることを確認した．今後は，影の再現精度の向上や従来法との詳細な比較を行う．

参考文献

[1] Zhao, D.: Accelerated Evaluation of Automated Vehicles, PhD dissertation, The University of Michigan (2016).
[2] TASS: PreScan, , available from ⟨https://tass.plm.automation.siemens.com/prescan-overview⟩ (accessed 2020/02/05).
[3] Oko, A., Sato, T., Kume, H., Machida, T. and Yokoya, N.: Evaluation of image processing algorithms on vehicle safety system based on free-viewpoint image rendering, *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, pp. 706–711 (2014).
[4] 中西　悟，町田貴史：Deep Photo Relighting：深層学習を用いた自由視点画像の日照条件変更，情報処理学会研究報告，Vol. 2018-AVM-100, No. 3 (2018).
[5] Luan, F., Paris, S., Shechtman, E. and Bala, K.: Deep Photo Style Transfer, *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 6997–7005 (2017).
[6] Liu, M.-Y., Breuel, T. and Kautz, J.: Unsupervised Image-to-Image Translation Networks, *Advances in Neural Information Processing Systems 30*.
[7] 藤岡和暉，町田貴史，松原　崇，上原邦昭：自動運転向け物体検出システムのための敵対的昼夜変換，信学技報 (IBISML2019-2)，Vol. 119, No. 89, pp. 9–14 (2019).
[8] Xu, Z., Sunkavalli, K., Hadap, S. and Ramamoorthi, R.: Deep Image-based Relighting from Optimal Sparse Samples, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 37.
[9] Sun, T., Barron, J., Tsai, Y.-T., Xu, Z., Yu, X., Fyffe, G., Rhemann, C., Busch, J., Debevec, P. and Ramamoorthi, R.: Single Image Portrait Relighting, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 38 (2019).
[10] Philip, J., Gharbi, M., Zhou, T., Efros, A. and Drettakis, G.: Multi-view Relighting using a Geometry-Aware Network, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 38 (2019).

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

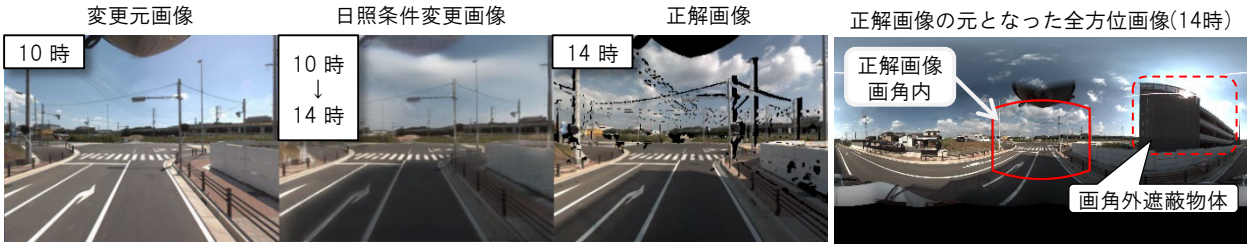

図 9 画角外遮蔽物体の影の再現の結果

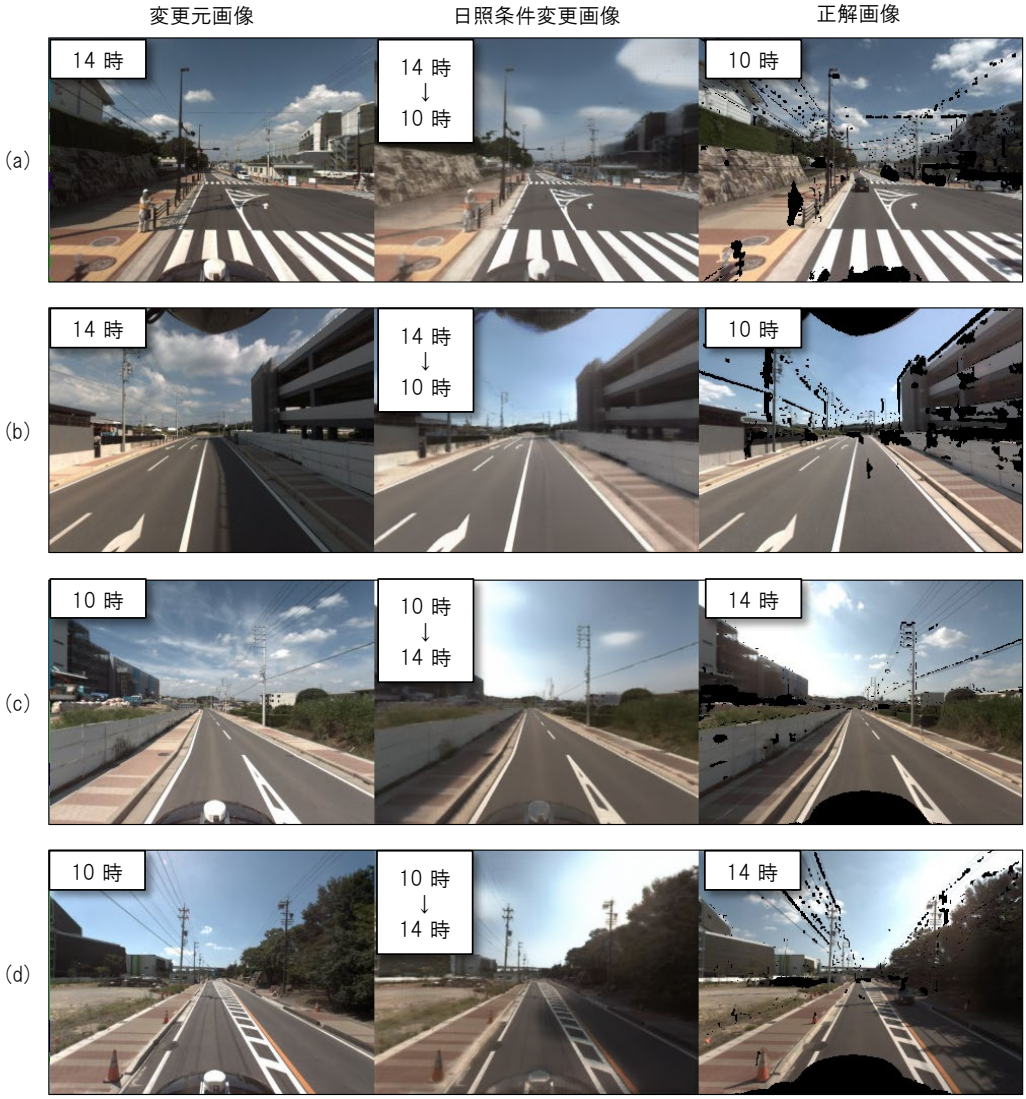

図 10 日照条件変更画像の生成結果

[11] Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T.: U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)* (2015).

[12] Badrinarayanan, V., Kendall, A. and Cipolla, R.: SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2017).

[13] Debevec, P.: A Median Cut Algorithm for Light Probe Sampling, *ACM SIGGRAPH 2006 Courses*, SIGGRAPH '06 (2006).

[14] 中西　悟，町田貴史：データ拡張を用いた Deep Photo Relighting，電子情報通信学会総合大会， No. D-11-31 (2019).

[15] Wang, T.-C., Liu, M.-Y., Zhu, J.-Y., Liu, G., Tao, A., Kautz, J. and Catanzaro, B.: Video-to-Video Synthesis, *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)* (2018).

[16] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y.: Generative Adversarial Nets, *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pp. 2672–2680 (2014).

[17] Chen, Q. and Koltun, V.: Photographic Image Synthesis with Cascaded Refinement Networks, *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2017).

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan