

Deep Photo Relighting : 深層学習を用いた 自由視点画像の日照条件変更

中西 悟^{†1,a)} 町田貴史^{†1,b)}

概要 : 先進運転支援システムに使われる画像処理アルゴリズムの評価を効率的に行うために、様々な評価用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。この手法では計測した全方位映像と3次元点群から任意の走行軌跡の画像を高品質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ることは、評価のさらなる効率化に有効である。そこで本研究では、生成された自由視点画像に対する日照条件の変更を可能とする画像加工を深層学習によるアプローチで実現する方法を提案する。実験では日照条件を変更した画像を生成し、提案手法の実現可能性を示す。

1. はじめに

近年、衝突被害軽減ブレーキに代表される先進運転支援システム（以下、ADAS）では、カメラによる物体検出アルゴリズムが搭載されており、様々な環境条件に対して評価を行うための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入力データから、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の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画素で構成されるため、各画素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。

画像を加工する従来法としては、扱う光の反射現象を限定して CG レンダリング技術を用いて解く手法 [4]、日照条件画像を変更したい画像の類似画像のみに限定してテクスチャ置き換え問題として解く手法 [5]、カメラ位置を固定且つ日照条件を限定して対応付け問題として解く手法 [6]、カメラ位置は固定しないが日照条件を2種類に限定して対応付け問題として解く手法 [7] があった。しかし、[4] は反射現象を限定しているため視点変更すると不自然な画像となる、[5]、[6] は日照条件を限定しているため陽の当たる向きが変わるような変更ができない、[7] は2種類に限定された日照条件から外れる変更はできないといった問題があった。これは、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、物体形状・材質、日照）が関与し、それらの値のバリエーションも多いので、何かしら限定しなければ解くことができなかったからである。

そこで、我々は、多くの因子・多くの値のバリエーションがあっても処理が可能な深層学習を用いて、日照条件変更手法を開発することとした。深層学習は、画像の物体認識において従来法をはるかに凌ぐ性能の手法 [8] が報告されて以来、画像処理をはじめとして音声認識や自動運転の制御など様々な分野で利用されてきている。特に、人手では処理方法の考案が困難であるような、高次元データ同士の対応付けをするような問題に対して有効なことがわかっている。この利点を活かして、物体形状・材質、視点、日照に依存する現象を、それぞれの入力データに対して観測される結果データとの関係として学習することで日照条件変更を実現する。

本報告では、深層学習を用いた自由視点画像の日照条件

^{†1} 現在、(株)豊田中央研究所

^{a)} nakanishi@mosk.tytlabs.co.jp

^{b)} machida@mosk.tytlabs.co.jp

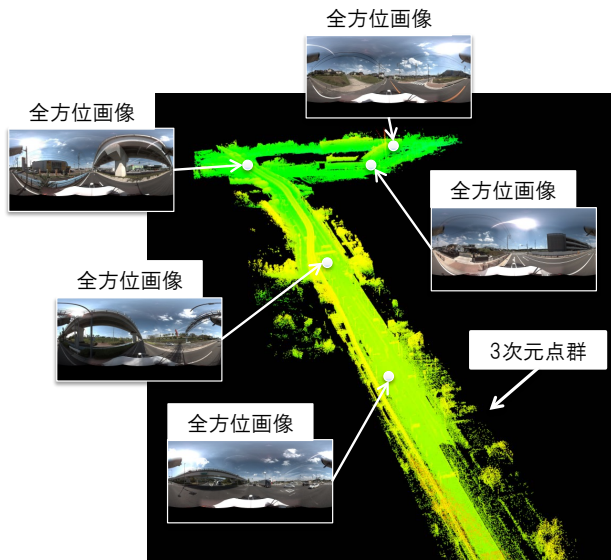


図 1 自由視点画像生成用入力データ

変更手法のシステム全体構成と本手法の実現可能性を確認した結果について述べる。最初に日照条件変更手法の概要について述べ、次に深層学習を用いた場合のシステム全体構成について述べる。最後に深層学習を用いた日照条件変更手法の実現可能性を確認した結果について述べる。

2. 自由視点画像生成技術 [3]

自由視点画像生成では3次元点群と全方位画像を用いて新規視点の画像を生成しており、その生成画像は様々な日照条件が交ざった画像であることを述べる。

自由視点画像生成の入力データ(図1)は、車両にレーザレーダと全方位カメラを搭載し、走行しながら3次元点群と全方位画像を収集したものである。図1の細く伸びた点の集まりが計測した3次元点群である。3次元点群上の白丸が全方位画像の撮影位置を表している。

この入力データから自由視点画像を生成するには以下の2つの処理を行う(図2)。

- I. 任意に設定した新規視点(自由視点)に対する奥行き画像の生成
- II. 奥行き画像の各画素に対応する色情報を全方位画像から探索し画像を生成

このような自由視点画像は複数の日照条件が交ざった画像となる。IIにおいて、複数の全方位画像を用いており、それぞれの全方位画像では日照条件が異なる。この日照条件が異なる全方位画像から、画素ごとに最適なものを選択しているため、画素ごとに日照条件が異なる画像となっている。このような画像は不自然な画像となるため、課題として日照条件を揃える加工を行う必要があることがわかる。

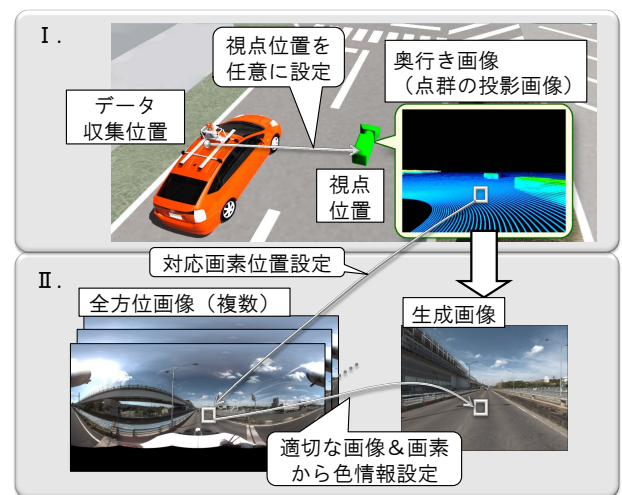


図 2 自由視点画像生成

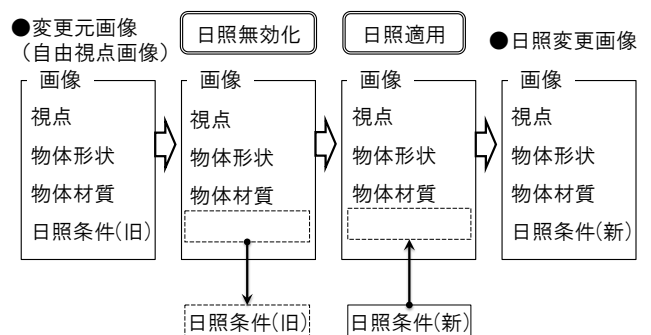


図 3 日照条件変更技術の概略図

3. 自由視点画像生成における日照条件変更

3.1 日照条件変更技術概要

我々が対象とする日照条件とは、走行シーンにおける光源の数、位置、光の強度、スペクトルを指す。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。

日照条件変更技術の概略図を図3に示す。物理法則より、走行シーン画像は、視点、物体形状と材質、日照条件の4つの因子から生成される。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して日照条件が適用される前の形式の情報に変換する日照無効化、新たに日照条件を適用する日照適用の2段階処理になる。

3.2 深層学習を用いた日照条件変更技術のシステム全体構成

深層学習を用いた日照条件変更手法のシステム全体構成を図4に示す。日照条件変更ディープニューラルネットワーク(以下、DNN)は、Auto-Encoder型を採用し、日照無効化をEncoder-DNN、日照適用をDecoder-DNNと

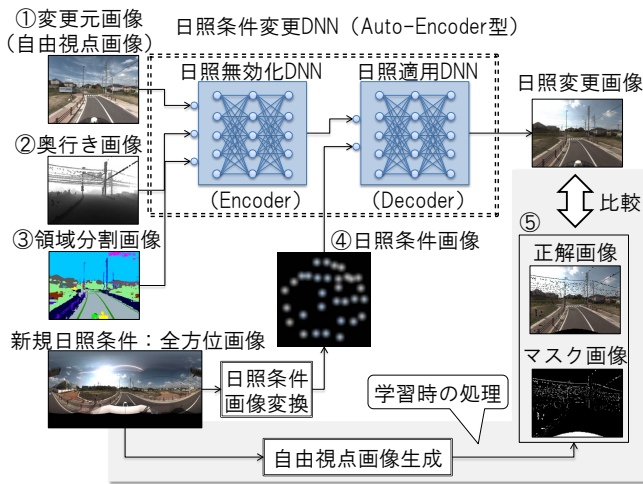


図 4 日照条件変更 DNN

して学習させる。なお、Auto-Encoder 型の採用は暫定的なものであり、DNN 内部構造の最適設計は今後の課題とする。

日照条件変更 DNN の学習用入力画像は、①変更元画像 (自由視点画像) と、画像生成の物理法則に関する因子を表す②奥行き画像、③領域分割画像、④日照条件画像である。学習用比較画像は⑤正解画像・マスク画像である。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。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奥行き画像

視点因子と物体形状因子を表しており、自由視点画像生成で使われるもの (図 2 の I) と同じ画像である。

③. 領域分割画像

領域分割画像は、画像中の物体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[9] 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。

④. 日照条件画像

観測された全方位画像を環境光とみなし、これを日照適用 DNN に入力できる形式に変換したもので、日照条件因子を表す。全方位画像を日照条件画像に変換するフローは図 5 のようになる。ここでの変換の狙いは 2 つあり、1 つは全方位画像を DNN 内で Convolution 処理できる形式に変換すること、もう 1 つは人工的に作成しやすい形式に変換することである。

最初の狙いに関しては、全方位画像を天頂画像に変換することで達成している。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。

もう 1 つの狙いに関しては、この天頂画像を複数個の点から構成される画像に変換することで達成している。実際に観測された全方位画像を変換した天頂画像 (実際の天頂画像) と同等の画像を人工的に作成するのは困難なので、人工的に作成可能な複数個の点から構成される画像で表現する。この表現にするには、Debevec らの手法 [10] の Median Cut アルゴリズムを用いて実際の天頂画像をエネルギー均等分割し、分割領域のエネルギー重心を代表点として求め、この代表点にぼかし処理を行っている。

なお、この変換方法は暫定的なものであり、最適な変換方法の設計は今後の課題とする。

⑤. 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。

4. 実験

設定した走行コースで収集した 3 次元点群と全方位画像を用いて、日照条件変更 DNN の学習と日照条件変更画像の生成テストを行った。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った。今回は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、全方位画像を透視投影画像に変換したものをを用いた。

学習とテストに用いたデータの概要を表 1 に、学習データセットの例を図 7 示す。学習では、図 7 に示した 6 種類の画像を 1 セットとして使う。テストでは、正解画像とマスク画像以外の 4 種類の画像を使って日照条件を変更した画像を生成する。

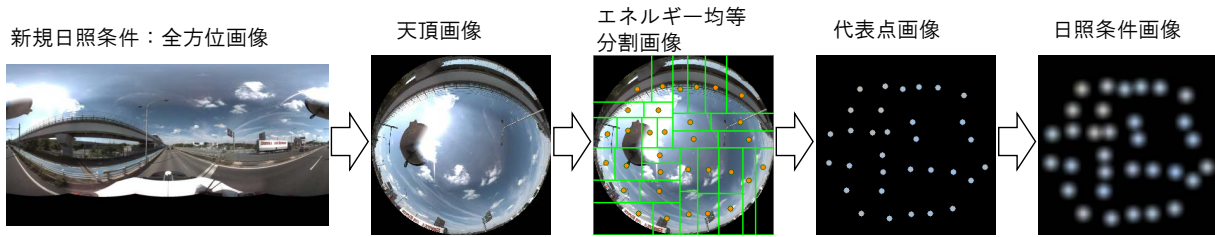


図 5 日照条件画像変換フロー

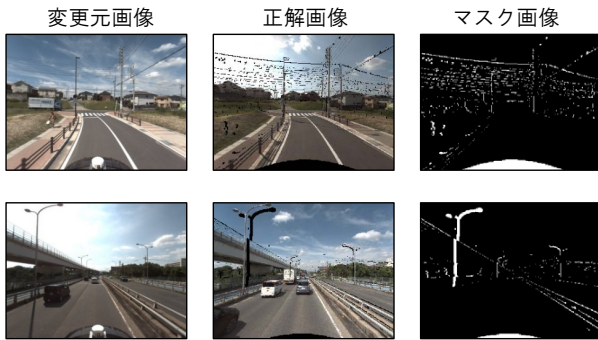


図 6 正解画像とマスク画像の例

表 1 データ概要

コース全長 [km]	3.4	
撮影時刻 1	10 時	
撮影時刻 2	14 時	
学習データセット数	684	
画像サイズ [pixel]	変更元画像	320 × 240
	奥行き画像	320 × 240
	領域分割画像	320 × 240
	日照条件画像	80 × 80
	正解画像	320 × 240
	マスク画像	320 × 240

図 8 に、日照条件を変更した画像の生成結果を示す。図 8(a),(c),(e) は撮影時刻 1 の日照条件から撮影時刻 2 の日照条件に変更した結果、図 8(b),(d) は撮影時刻 2 の日照条件から撮影時刻 1 の日照条件に変更した結果である。変更元画像の下側に画像撮影時の方角を示している。太陽の向きは、撮影時刻 1 では南東、撮影時刻 2 では南西である。画像では、これらの太陽の方角の空が白色になり、その他の方角の空は青色である。図 8(a) では南西の空が青色から白色へ、図 8(b) では南西の空が白色から青色へ変化しており、太陽の向きの変化による空の色の変化が再現できていることがわかる。図 8(c) では画像右上部の高架橋による影が小さくなり、図 8(d) では画像左側の建物による影が無くなり、図 8(e) では画像左側の石垣に影ができており、太陽の向きの変化による影の変化が再現できていることがわかる。

一方、日照変更画像は全体的にボケており、特に前述の影の部分は輪郭がはっきりせず霏がかかったようになっている。これには、次の 3 つの原因が考えられる。1 つ目

は、DNN 学習時に生成した日照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」ことである。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”処理のため失われて学習できず、生成画像がボケたと考えられる。2 つ目は、変更元画像と奥行き画像の「位置ズレが起こっている」ことである。画像撮影位置と 3 次元点群の位置合わせ誤差や奥行き画像生成時の量子化誤差などにより、変更元画像と奥行き画像中の同一の物体同士の輪郭がズレる。この輪郭ズレを無視するように学習したため再現に必要な局所情報も無視することになり、生成画像がボケたと考えられる。3 つ目は、学習用画像に対して平行移動、回転、拡大・収縮などして局所的な差異のデータバリエーションを増やす操作である「Data Augmentation を実施していない」ことである。今回の実装では、奥行き画像や正解画像の生成処理に時間がかかりすぎるため Data Augmentation が実施できなかった。このため局所的な差異のデータバリエーションが不足して学習できず、画像がボケたと考えられる。これらの原因に対する対策として、「損失関数が適切でない」ことに対しては GAN[11] 利用の画像生成に最適な損失関数の自動獲得手法、「位置ズレが起こっている」ことに対しては画像の量子化誤差を考慮した位置合わせ手法、「Data Augmentation を実施していない」ことに対しては GPU 利用による奥行き画像・正解画像の高速生成手法が考えられる。

なお、図 8(c),(e) の変更元画像中の黒色の先行車両に対して日照条件変更画像では不自然な色付けがされているが、本手法の日照条件変更では先行車両などの移動物体は対象外であるため問題とはならない。将来的には、自由視点画像生成用の入力データから移動物体が除去され、自由視点画像は移動物体が映っていない背景のみの画像となり、背景のみの自由視点画像に対して日照条件変更を行う予定である。その後、車両などの移動物体が前景画像として合成されることとなる。

5. まとめ

深層学習を用いて自由視点画像の日照条件を変更するシステム全体構成の設計を行った。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

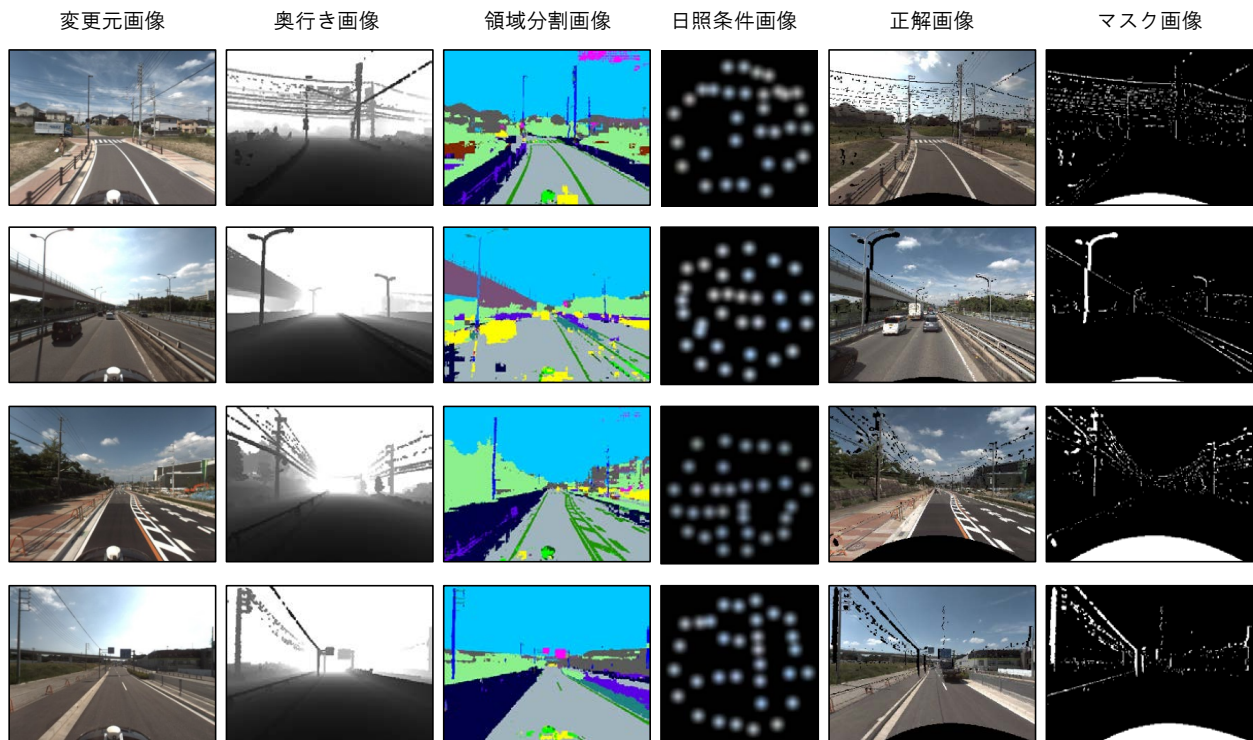


図 7 学習データセットの例

を相互に変更するような学習を行い、日照条件変更画像の生成を行った。画像生成テストの結果、生成画像は日照条件に合わせて空の色や影が変化していることから、本手法による仮想環境再現の有効性を確認できた。今後は、システム全体構成を元に設計の詳細化を進め、アルゴリズム実装を行っていく。

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 2018/01/29).
- [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] 大蔵苑子, 川上 玲, 池内克志: 光源環境と対象物の同時撮影による屋外物体の拡散反射率推定とその評価, *情報処理学会論文誌 CVIM*, Vol. 2, No. 1, pp. 32–41 (2009).
- [5] Luan, F., Paris, S., Shechtman, E. and Bala, K.: Deep Photo Style Transfer, *CoRR*, Vol. abs/1703.07511 (online), available from <http://arxiv.org/abs/1703.07511> (2017).
- [6] Ren, P., Dong, Y., Lin, S., Tong, X. and Guo, B.: Image Based Relighting Using Neural Networks, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 34, pp. 111:1–111:12 (2015).
- [7] Liu, M., Breuel, T. and Kautz, J.: Unsupervised Image-to-Image Translation Networks, *CoRR*, Vol. abs/1703.00848 (online), available from <http://arxiv.org/abs/1703.00848> (2017).
- [8] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E.: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1*, pp. 1097–1105 (2012).
- [9] 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).
- [10] Debevec, P.: A Median Cut Algorithm for Light Probe Sampling, *ACM SIGGRAPH 2006 Courses*, SIGGRAPH '06 (2006).
- [11] 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).

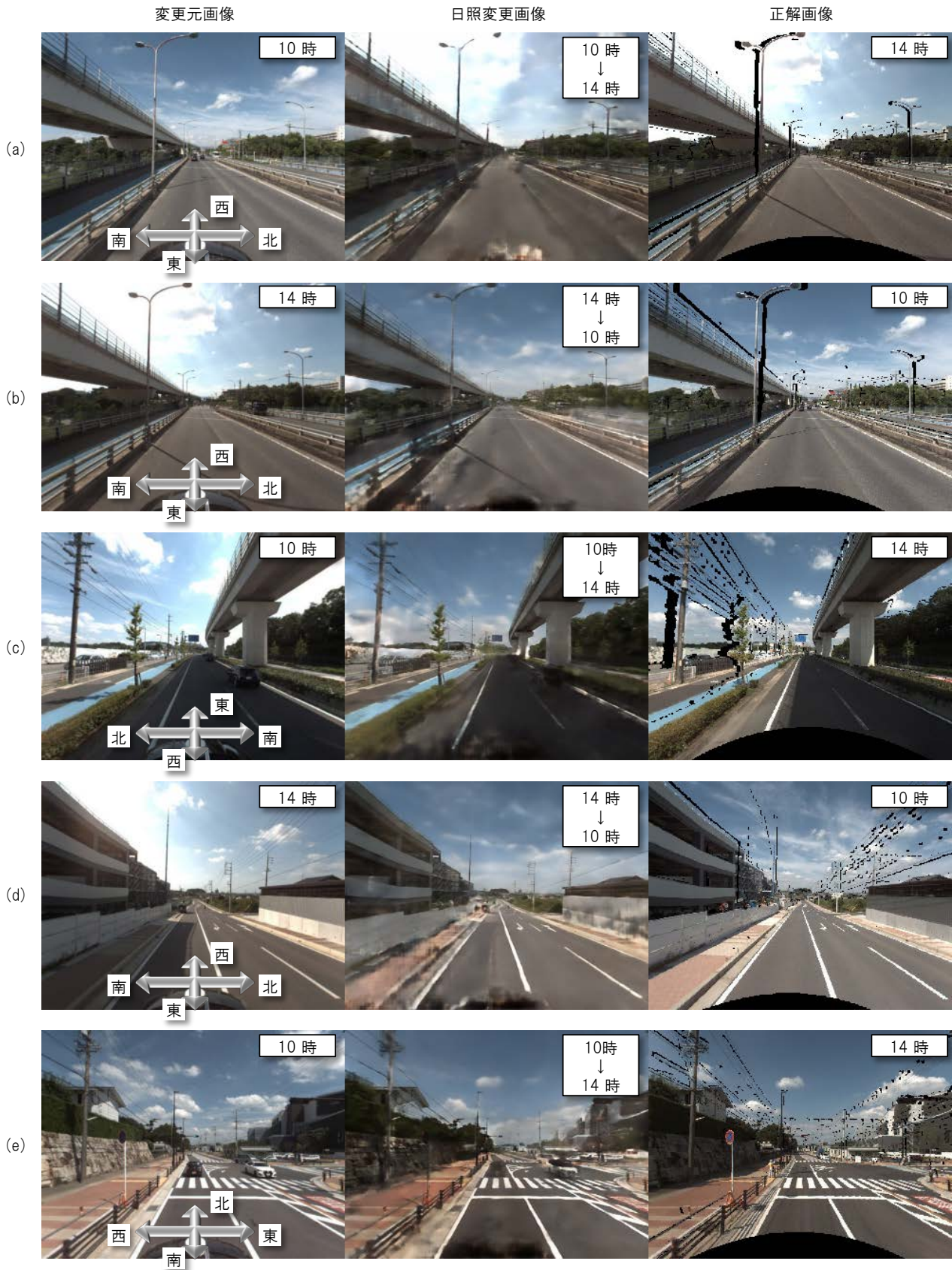


図 8 日照条件変更画像の生成結果