

背景の適応的選択に基づく複数画像系列の統合による 移動物体除去に関する検討

小塚 亨[†] 出口 大輔^{††} 井手 一郎^{†††} 村瀬 洋^{†††}

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 名古屋大学 情報連携統括本部 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{†††} 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

E-mail: †kotsukat@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ††ddeguchi@nagoya-u.jp, †††{ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 近年、移動物体を含まない市街地画像データベースに対する需要が高まっている。しかし、実環境で撮影した市街地画像には人や自動車等が写り込む可能性が高く、これらを含まない画像を撮影することは一般に困難である。そのため、市街地画像からこれらを除去し、それらによって隠蔽されていた背景を復元する技術が求められている。本報告では、前向き車載カメラで撮影した複数の市街地画像系列を統合することで移動物体を除去し、背景を復元する手法を提案する。前向き車載カメラ画像系列を複数統合することにより移動物体除去を行なう場合、画像系列間の位置合わせが大きな問題となる。そこで、走行位置のずれによる見えの変化に頑健な系列間の画像対応付けと画素の密な対応付けによる画像位置合わせを利用することでこれらの問題を解決する。さらに、統合の際に基準とする最良の画像を自動的に選択することで、背景復元時の画質劣化を抑制する手法を提案する。実環境のデータに対して提案手法を適用した結果、移動物体を除去した背景画像を生成可能なことを確認した。

キーワード 車載カメラ, 移動物体除去, 背景復元

A Study on Removal of Temporal Objects from Image Sequences Based on Adaptive Background Selection

Toru KOTSUKA[†], Daisuke DEGUCHI^{††}, Ichiro IDE^{†††}, and Hiroshi MURASE^{†††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††} Information and Communications Headquarters, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{†††} Graduate School of Information Science, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

E-mail: †kotsukat@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ††ddeguchi@nagoya-u.jp, †††{ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

Abstract In recent years, there is a strong demand for street-view databases that do not include temporal objects. However, it is difficult to obtain a street-view image with no temporal object. Therefore, it is needed to develop a technique that can remove temporal objects and restore the background scene in a street-view image. This report proposes a method to remove temporal objects and restore the background scene by fusion of multiple frontal in-vehicle camera image sequences. When we attempt to remove temporal objects by fusion of frontal in-vehicle camera image sequences, frame alignment and spatial alignment should be performed. To solve these problems, this report proposes a frame alignment method robust to the appearance change caused by the difference of vehicle positions, and a spatial alignment method giving dense pixel correspondences. Furthermore, this report proposes a method to reduce image deterioration by selecting the best reference image automatically for image fusion. Experimental results showed that the proposed method could remove temporal objects and restore the background scenes properly.

Key words In-vehicle camera, removal of moving objects, background restoration

1. ま え が き

近年、市街地画像データベースに対する需要が高まっている。市街地画像データベースは、車載カメラによって撮影された画像系列に位置情報を付与することで構築される。例えば、近年人気を集めている Google ストリートビュー^(注1) のようなサービスでは、地図のみからでは得ることができない、現地の風景などの視覚的な情報の把握などを目的として活用されている。また、走行中に撮影した画像と市街地画像データベースを比較することにより、自車位置の推定 [1] や街並み変化の検出 [2]、障害物の検出 [3] などの応用も期待されている。これらの応用を実現するためには、人や自動車等、その場に恒常的に存在しない物体（移動物体）が写っていない市街地画像が必要である。しかし、実環境で撮影した市街地画像にはこのような人や自動車等が写り込む可能性が高く、これらを含まない画像を撮影することは一般に困難である。したがって、市街地画像からこれらを除去し、それによって隠蔽されていた背景を復元する技術が求められる。

画像上の不要な物体を除去し、それによって隠蔽されていた背景を復元する手法はインペインティングと呼ばれ、コンピュータグラフィックスの分野において長年注目されている技術である。インペインティング手法は、(a) 入力に画像 1 枚のみを必要とする手法、(b) 複数枚を必要とする手法、の 2 つに分けることができる。例えば前者 (a) について、Bertalmio ら [4] は人手で選択した除去対象領域を、その輪郭から内部へ向けて再帰的に周辺の対象領域外の画素を用いて補完することで背景を復元する手法を提案している。この手法は、除去対象が比較的小さい場合に有効である。また、入力が 1 枚の画像のみであるため、入力として複数枚の画像を要する手法と比べて入力コストが小さい。しかし、除去対象が大きい場合、領域周辺の画素のみでは情報が不足することが多い。そのため、単調な領域はある程度復元できるものの、複雑なテクスチャを持つ背景を復元することは困難であるといった欠点がある。また後者 (b) について、Kawai ら [5] は 1 本の車載カメラ画像系列から 3 次元復元を行い、各画像を画素単位で対応付けした後に、エネルギー最小化によって人や自動車等を除去する手法を提案している。この手法は、不特定の対象物を自動的に除去し、背景を復元することが可能である。しかし、駐車している自動車など、撮影時に一時的に静止している物体は背景と判断されるため、これらを除去することはできない。

上述の問題を解決するため、Uchiyama ら [6] は全方位車載カメラ画像系列に適用可能な移動物体除去手法 [7] を提案している。この手法は、複数の画像系列を統合するための事前処理として、系列間の画像位置合わせを行う。具体的には、まず全ての系列間での画像対応付けを行ない、撮影された画像を同一地点毎に集めた画像群を作成する。次に、各画像群に対して非剛体変形を用いることで画像位置合わせを行なう。そして、同一地点で撮影された画像群に対して多数決による統合処理を行

なうことにより、移動物体を除去して背景を復元する。

しかし、この手法では統合の際に基準とする画像の選択は任意である。画像位置合わせの精度は基準とする画像に依存するため、選択される基準画像によっては背景復元後の画質が大きく劣化する。また、一般的に移動物体を含まない大規模な市街地画像データベースを効率的に構築するためには、カメラを搭載した大量の自動車による撮影が必要である。しかしながら、高価な全方位カメラを大量の自動車に設置することは困難である。一方、比較的安価で高解像度の前向き車載カメラが広く普及しており、これを用いた大規模な市街地画像データベースの構築が可能となりつつある。しかし、Uchiyama らの手法は全方位カメラ画像系列の利用を前提とした手法であるため、この手法をそのまま前向き車載カメラ画像系列に適用することはできない。

そこで我々は、前向き車載カメラにより撮影された市街地画像系列から移動物体を除去し、背景を復元する手法の開発を行っている。これまでに、Uchiyama らの移動物体除去の枠組みを拡張し、前向き車載カメラ画像にも適用可能な手法を提案した [7]。この手法では、統合の際に基準とする最良の画像を自動的に選択する手法を導入し、背景復元の際の画質劣化の抑制を図った。しかし、画像位置合わせに SIFT flow [8] を利用しているため、見えの変化の大きい画像間の位置合わせ精度が不十分であった。そこで本報告では、画像位置合わせに最先端手法の一つである Deep Flow [10] を利用し、さらなる基準画像選択手法の改良を行なった結果について報告する。

以降、2. で提案手法の詳細を述べ、3. で提案手法の有効性を評価する実験について述べる。最後に 4. でまとめと今後の課題について述べる。

2. 前向き車載カメラ画像系列を用いた移動物体除去手法

本節では、同一経路から得られた複数の前向き車載カメラ画像系列の統合による移動物体除去手法について述べる。まず、本手法の概略を述べ、次に各手順について詳細に説明する。

2.1 概 略

ある移動物体に注目して考えると、同じ移動物体が異なる時刻において同一地点に存在することは稀である。また、異なる時刻に同一地点を複数回撮影した場合、ある小領域について見ると背景が写る確率が高い。この仮定に基づき、提案手法では同じ経路を異なる時刻に走行して撮影された複数本の画像系列を統合することにより、移動物体を除去した背景画像を作成する。提案手法の処理の流れを図 1 に示す。提案手法は、大きく分けて 3 つの処理からなる。まず、各画像系列の撮影位置を特定するために、全ての入力画像系列間での画像対応付けを行なう。この処理により、撮影位置毎に対応付けられた画像群を得る。次に、車線内での撮影位置や方向を補正するために、各画像群に対して画素単位の位置合わせを行なう。最後に、位置合わせされた画像群に対して統合処理を行なう。この処理では、画像群の各画像を複数のパッチに分割し、各領域に対して背景らしいパッチを選択する。そして、それらを組み合わせること

(注1) : <http://www.google.co.jp/help/maps/streetview/>

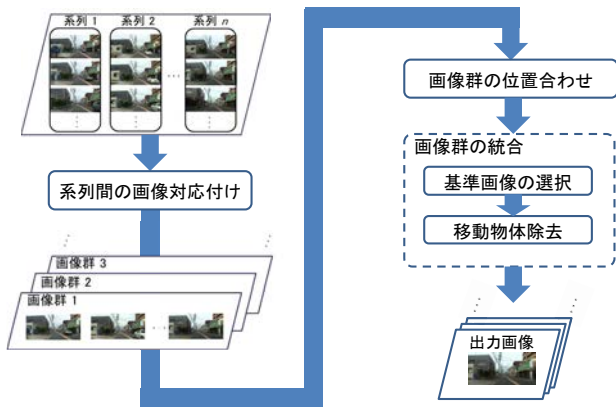


図1 提案手法の処理の流れ

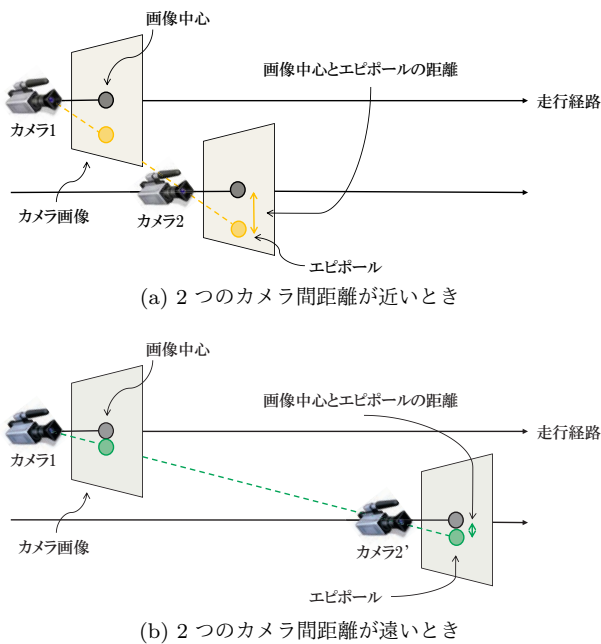


図2 画像中心とエピポールの距離とカメラ撮影位置の関係。(a)ではカメラ1とカメラ2は撮影位置が近く、画像中心とエピポールの距離が大きい。一方(b)ではカメラ1とカメラ2'は撮影位置が遠く、画像中心とエピポールの距離が小さい。

によって移動物体を除去し、背景を復元する。

以下、各処理について詳述する。

2.2 系列間の画像対応付け

本処理では、全ての入力画像系列間で画像対応付けを行なう。通常のビデオカメラによって撮影された画像には、走行位置のずれによる大きな見えの変化が含まれる。そのため、単純な画像特徴を用いた対応付けは困難である。そこで、エピポラ幾何に基づく画像間距離を用いたDPマッチング[9]を行なう。以下でこの処理を簡単に述べる。エピポラ幾何は、与えられた2枚の画像を撮影したカメラ位置の3次元的な解釈を与える概念である。エピポラ幾何において、一方のカメラから見た他方のカメラの画像平面上の位置をエピポールと呼ぶ。図2に示すように、2つのカメラ撮影位置が近いほど、画像中心とエピポールの距離が大きくなるという性質がある。そこで、画像中心とエピポールの距離を尺度とし、DPマッチングによって系

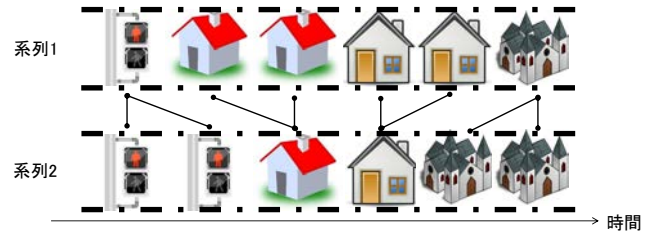


図3 DPマッチングによる系列間の画像対応付けの様子。



(a) 画像1



(b) 画像2



(d) (a)と(b)の差分



(c) 画像2'



(e) (a)と(c)の差分

図4 DeepFlowによる位置合わせ結果の例。(c)は(a)を基準に(b)を位置合わせした結果。また、(d)と(e)は、(a)と(b)、(a)と(c)それぞれの差分を表す。灰色は同じ強度を持つ領域を示し、マゼンタ、緑色はそれぞれの画像の強度が異なる領域を示す。

列間での画像同士の対応付けを行なう。DPマッチングによる系列間の画像対応付け結果を図3に示す。これらの系列は大きな見えの違いを含むが、画像中心とエピポールの間の距離を尺度とすることで、良好な画像対応付けができることがわかる。以降の処理は系列間で対応付けられた画像群毎に独立に行なう。

2.3 画像群の位置合わせ

2.2で述べた方法により対応付けられた画像群は、撮影位置の微妙な違いにより見えが異なる。そのため、本処理では画像間で画素単位の密な位置合わせを行なうことで、見えのずれを補正する。具体的には各画像を画素単位で対応付けし、その結果を用いて各画像を変形させる。本報告では、2枚の画像の見えの違いが大きい場合に対しても頑健な画素対応付けが可能なオプティカルフロー推定手法の1つであるDeepFlow[10]を用いる。

次に、画素の対応関係に基づき、画像群内の画像位置合わせを行なう。画像位置合わせは、ある画像に対して他の画像を変形させることで実現される。画像 T に対して画像 S を変形させるとき、変形後の画像 S' は以下のように表すことができる。

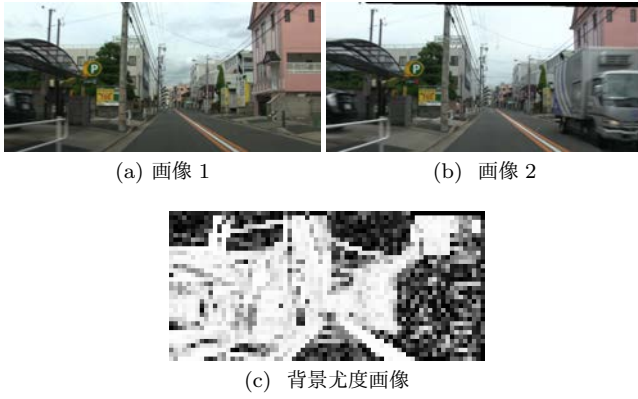


図5 画像1と画像2における背景尤度画像. 背景の尤度が高い程白く表示される.

$$S'(\mathbf{x}) = S(\mathbf{x} + v(\mathbf{x})) \quad (1)$$

ただし, $v(\mathbf{x})$ は S から T への各画素 \mathbf{x} のオプティカルフローを表す.

図4に位置合わせ結果の例を示す. 画像(d)と画像(e)を比較すると, DeepFlowによる位置合わせによって2枚の画像のずれが補正されることがわかる.

2.4 画像群の統合による移動物体除去

2.3の方法で位置合わせされた画像群を用いて, 移動物体の除去を行なう.

2.4.1 基準画像の選択

移動物体の除去は, 同一地点の各領域に対して背景らしい領域を選択し, それらを貼り合わせて合成することで実現する. 2.3で述べた方法において, 基準画像に含まれる移動物体が大きい場合, 画素の対応付けが適切に行われない. そして, そのような対応付け結果を用いて変形を施すと, 基準画像において移動物体領域に相当する他の画像の背景領域が不自然に歪んでしまう. これは, 統合して得られた移動物体除去後の画像の画質劣化に大きく影響する. そのため, 移動物体が占める領域が最も小さい, すなわち背景領域が最も多く含まれる画像を基準画像として用いるべきである. そこでまず, 位置合わせされた画像群 $\mathcal{I} = \{\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_n\}$ の各画像対において, 背景尤度画像を生成する. そのために, まず各画像を M_1 個のパッチに分割する. 次に, 各パッチをパッチ内の画素値を並べたベクトルに変換する. 画像 \mathbf{I}_i の m 番目のパッチを \mathbf{p}_m^i で表すと, 画像 \mathbf{I}_i と \mathbf{I}_j の m 番目のパッチにおける背景尤度画像 $L(\mathbf{p}_m^i, \mathbf{p}_m^j)$ は以下の式で表される.

$$L(\mathbf{p}_m^i, \mathbf{p}_m^j) = 255|C_N(\mathbf{p}_m^i, \mathbf{p}_m^j)| \quad (2)$$

ここで, C_N は正規化相互相関である. そして, 画像 \mathbf{I}_i と \mathbf{I}_j の背景尤度画像は, $L(\mathbf{p}_m^i, \mathbf{p}_m^j)$ を並べることで生成される. 図5に背景尤度画像の例を示す. 白く表示された領域が背景に相当することが分かる.

次に, 背景尤度画像を用いて画像群から基準画像の選択を行なう. 基準画像選択の問題は, 次式を満たす画像 \mathbf{I}_b を求める処理として定式化される.

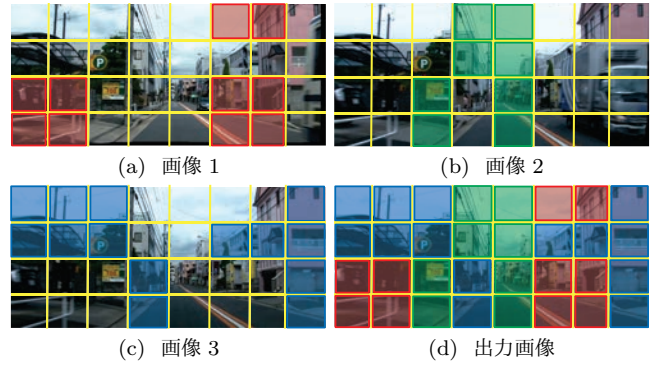


図6 背景領域の選択と合成. (a), (b), (c)を入力として, (d)を出力する

$$\mathbf{I}_b = \arg \max_{\mathbf{I}_i \in \mathcal{I}} \sum_{j=1, j \neq i}^n \sum_{m=1}^{M_1} B(L(\mathbf{p}_m^i, \mathbf{p}_m^j)), \quad (3)$$

$$B(a) = \begin{cases} 1 & \text{if } a \geq l \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

上式は, 他の画像との間で求まる背景尤度画像のうち, しきい値 l 以上の領域を背景と判断して, その数を算出する. 同様の計算を画像群の他の画像に対しても行ない, その数が最も多い画像を, その画像群において最も移動物体を含まない画像と判断する. そして, 得られた画像を統合時の基準画像とする.

2.4.2 画像群の統合

2.4.1で述べた方法で選択された画像を基準に, 画像群の画像を統合する. 具体的には, まず各画像を M_2 個のバッチに分割し, それぞれ背景らしいパッチを順次選択して合成する. w 番目のバッチについて, 以下の式を満たす k 番目の画像を選択する.

$$\mathbf{p}_w^k = \arg \min_{\mathbf{p}_w^i \in \mathcal{P}_w} ((1 - \lambda)f(\mathbf{p}_w^i) + \lambda g(\mathbf{p}_w^i)) \quad (4)$$

ただし, \mathcal{P}_w は画像群の各画像における w 番目のパッチの集合 ($\mathcal{P}_w = \{\mathbf{p}_w^1, \mathbf{p}_w^2, \dots, \mathbf{p}_w^N\}$) を表す. ここで, f は移動物体らしさに関するペナルティ項であり, g は近傍パッチの不連続度に関するペナルティ項である. また, λ ($0 \leq \lambda \leq 1$) は f と g に対する重みである. 図6に各入力画像から式(4)により選択されたパッチを合成する様子を示す. なお, 実際は撮影した時間帯や天候により照明条件が異なるため, 統合前に画像群の各画像に対してヒストグラム平坦化を行なう. また, 各パッチは互いが重複するように配置し, α ブレンディングを用いて統合することで, 移動物体を除去した背景を復元する. f と g の詳細は文献[6]を参照されたい.

3. 実験

本章では, 提案手法の有効性を確認するために行なった実験について述べる. まず3.1で実験条件について述べる. 次に, 3.2で実験の結果について述べる.

3.1 実験方法

実験に先がけてデータセットを作成した. そして, 作成したデータセットに対して提案手法を適用することにより, その効果を確認した.

表 1 作成したデータセットの一覧。各データセットは、系列間の画像対応付け手法 [9] を用いて得られた画像群からなる。

データセット	画像群数 (組)	画像系列数 (本)
1	506	10
2	504	9
3	374	9
4	485	9
5	356	8

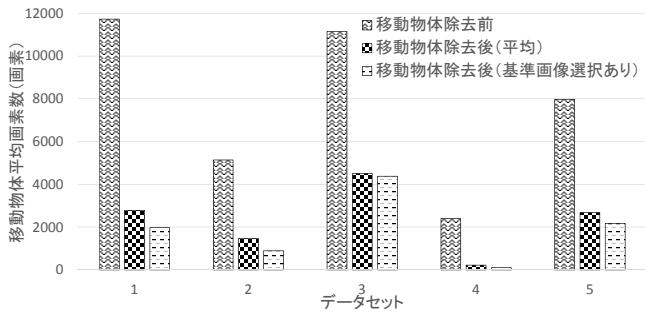


図 7 各データセットにおける全画像群の移動物体除去前後に含まれる移動物体の平均画素数。

実験用データの撮影に使用した車載カメラは、民生用のデジタルビデオカメラ CANON G20 である。これを車両のフロントガラスに前向きで固定し、焦点距離を無限遠に固定して撮影を行なった。映像の解像度は $1,920 \times 1,080$ pixels で撮影したものを 640×360 pixels に縮小したカラー画像であり、撮影フレームレートは 23.98 fps である。

3.1.1 使用したデータセット

同一経路を異なる時刻に複数回走行して撮影を行なった。そして得られた画像系列を、系列間の画像対応付け手法 [9] を用いて同一地点毎の画像群に分割することにより、データセットを構築した。本実験では異なる 5 箇所の経路を走行することで、合計 5 つのデータセットを用意した。実験に使用したデータセットの詳細を表 1 に示す。

3.1.2 評価方法

提案手法では、前向き車載カメラにより撮影された市街地画像系列から移動物体を除去し、背景を復元する。この提案手法の有効性を確認するために、背景復元後の画像に対して以下の 2 つの性能について評価を行なった。

- (1) 移動物体の除去性能
- (2) 画質劣化の抑制性能

まず (1) を評価するために、背景復元後の画像に残存した移動物体の画素数を計数した。具体的には、まず入力系列の各画像に対して、移動物体と背景を手手で分類した 2 値画像を用意した。次に、それらに対して入力する画像系列と同様の統合を行ない、統合後の各画像から移動物体に相当する画素数を計数した。

次に (2) を評価するために、背景復元後の画像劣化を主観的に評価した。

提案手法の有効性を確認するために、画像群中の各画像を基準として統合を行なった結果と比較した。なお、各データセッ

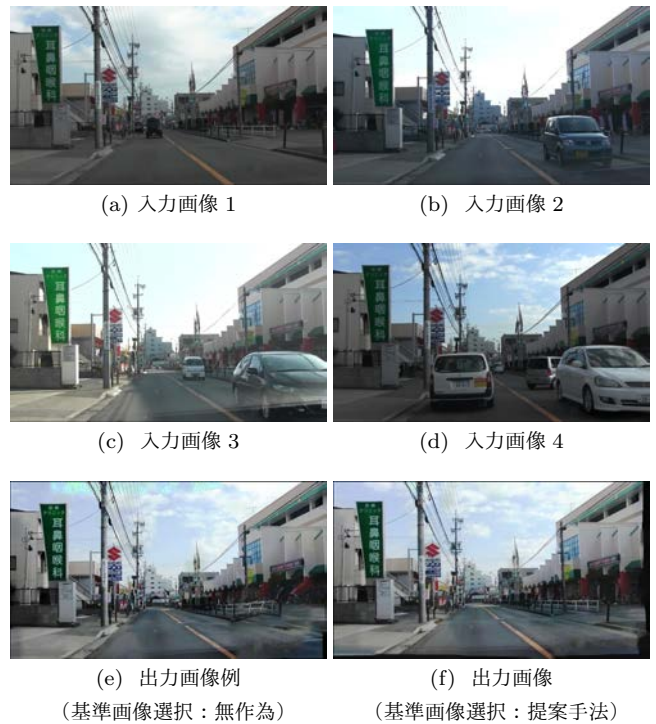


図 8 データセット 1 の画像群 2 における入力画像例と出力画像例。画像 (a)~(d) が入力画像例。画像 (e) は画像 (d) を基準とした場合の出力画像。画像 (f) は提案手法により選択された画像 (a) を基準とした場合の出力画像。

トから等間隔に抽出した 20 組、すなわち合計 100 組の画像群を評価対象とした。

3.2 実験結果および考察

3.2.1 移動物体の除去性能

各データセットにおける全画像群の移動物体除去前後に含まれる移動物体の平均画素数を図 7 に示す。異なる時刻に撮影された複数の画像を統合することで、統合後の画像に含まれる移動物体の画素数を減少させることができたことがわかる。特にデータセット 4 の結果では、移動物体をほぼ完全に除去することに成功した。また全てのデータセットの場合において、提案手法により統合の際の基準画像を選択した場合は、各画像を基準画像とした場合の平均よりも多く移動物体を除去することができた。これは、提案手法による統合の際の基準画像選択が、安定した移動物体の除去を可能にすることを示している。

3.2.2 画質劣化の抑制性能

図 8 にデータセット 1 のある画像群における入力画像の例と出力画像の例を示す。基準画像の選択の有無に関わらず、移動物体を除去可能であった。しかし、無作為に基準画像を選択した場合 (画像 (e)) では背景の歪みが見られ、大きな画質劣化が生じた。一方、提案手法による基準画像の選択を行なった場合 (画像 (f)) ではそのような歪みはなく、画質劣化の抑制ができた。

3.2.3 失敗例

図 9 にデータセット 5 の画像群 15 の入力画像の例と出力画像を示す。出力画像を見ると、画像中央の遠方に存在する自動



(a) 入力画像例



(b) 出力画像

図9 データセット5の画像群15における入力画像例及び出力画像。

車の除去に失敗した。これは各入力画像の中央領域に常に移動物体が存在したため、背景の復元に失敗したと考えられる。また出力画像の右中央に自動車のゴーストが発生した。これは入力画像の右中央に存在する白い自動車の一部が写り込んだものである。この自動車によって隠蔽されている背景の一部に中央分離帯のフェンスがあり、自動車の色と似ていたため誤って背景パッチとして選択されたと考えられる。このように、移動物体とそれによって隠蔽された背景との見えが似ている場合は、ベクトルメディアンフィルタが正しく機能しない。そのため、更なる手法の改良が必要だと考えられる。

4. まとめ

本報告では、前向き車載カメラにより撮影された複数の市街地画像系列を統合することで移動物体を除去し、背景を復元する手法を提案した。また、統合の際に基準とする最良の画像を自動的に選択することで、背景復元時の画質劣化を抑制する手法を提案した。実験により、提案手法の有効性を確認した。今後の課題として、交通量が多い市街地画像系列への本手法の適用が挙げられる。実験では、背景が写り込む頻度が少ない場合には移動物体の除去に失敗した。このような場合でも移動物体を除去するために、背景が写り込む頻度が少ない状況でも安定した背景の抽出が可能な手法の導入が必要である。またそのために、移動物体を多く含む画像に対する位置合わせ手法についても工夫が必要である。

謝辞 日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に感謝する。特に、本報告の系列間の画像対応付けに多大な協

力をいただいた久徳遙矢氏に深く感謝する。本研究の一部は、JST 戦略的創造研究推進事業 CREST, JST 名古屋大学 COI, 科学研究費補助金による。また、本研究では画像処理に MIST ライブラリ (<http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

文 献

- [1] H. Uchiyama, D. Deguchi, T. Takahashi, I. Ide, and H. Murase, "Ego-localization using streetscape image sequences from in-vehicle cameras," Proc. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV2009), pp. 185–190, Jun. 2009.
- [2] J. Sato, T. Takahashi, I. Ide, and H. Murase, "Change detection in streetscapes from GPS coordinated omni-directional image sequences," Proc. 2006 Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR2006), pp. 935–938, Aug. 2006.
- [3] H. Kyutoku, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, and H. Murase, "Subtraction-based forward obstacle detection using illumination insensitive feature for driving-support," Proc. ECCV2012 Workshop on Computer Vision in Vehicle Technology: From Earth to Mars, pp. 515–525, Oct. 2012.
- [4] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, and C. Ballester, "Image inpainting," Proc. 27th Int. Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques, pp. 417–424, Jul. 2000.
- [5] N. Kawai, N. Inoue, T. Sato, F. Okura, Y. Nakashima, and N. Yokoya, "Background estimation for a single omnidirectional image sequence captured with a moving camera," IPSJ Trans. on Computer Vision and Applications, Vol. 6, pp. 68–72, Jul. 2014.
- [6] H. Uchiyama, D. Deguchi, T. Takahashi, I. Ide, and H. Murase, "Removal of moving objects from a street-view image by fusing multiple image sequences," Proc. 20th IAPR Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR2010), pp. 3456–3459, Aug. 2010.
- [7] 小塚亨, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, "前方車載カメラ映像中の移動物体除去のための基準画像選択に関する検討," 信学技報, PRMU-2014-114, Oct. 2014.
- [8] C. Liu, J. Yuen, and A. Torralba, "SIFT Flow: Dense correspondence across scenes and its applications," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 33, No. 5, pp. 978–994, May 2011.
- [9] 久徳遙矢, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, "自車位置推定のための車載カメラ映像と市街地映像データベースの位置ずれや遮へいに頑健なフレーム対応付け," 信学論 (D), Vol. J95-D, No. 11, pp. 1973–1982, Nov. 2012.
- [10] P. Weinzaepfel, J. Revaud, Z. Harchaoui, and C. Schmid, "DeepFlow: Large displacement optical flow with deep matching," Proc. 14th IEEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV2013), pp. 1385–1392, Dec. 2013.
- [11] J. Astola, P. Haavisto, and Y. Neuvo, "Vector median filters," Proc. IEEE, Vol. 28, No. 4, pp. 678–689, Apr. 1990.