

適応的画像スケーリング処理による 空間解像度が異なる画像間の対応点探索精度の向上

鳥屋 剛毅^{*1} Ashraf Dewan^{*2} 北原 格^{*3}

Hisatoshi Toriya^{*1} Ashraf Dewan^{*2} Itaru Kitahara^{*3}

Abstract --- 本稿では、ドローン画像と衛星画像のように空間解像度が大きく異なる画像の対応点探索を目的とした画像スケーリングの手法について述べる。俯瞰画像中で観測される人工構造物は、比較的単純な形状で構成されていることに着目し、空間解像度の低い画像に対して超解像処理を施すことによって2画像の空間解像度の差を縮め、画像レジストレーションの幾何学的な精度向上を実現する。この際、超解像倍率が高すぎると、アーティファクトの発生によって対応点探索精度が低下する問題が存在する。我々は、超解像処理によるアーティファクトの発生を抑制しつつ可能な限り高い空間解像度を算出する方法を考案し、その倍率を用いて、低空間解像度画像(衛星画像)の超解像処理と高空間解像度画像(ドローン画像)の縮小処理を同時に行った後、対応点探索処理を行うことで、空間的分解能が高くかつ推定精度の高い画像レジストレーション処理を実現する。定量評価実験により、空間解像度に12倍の違いのあるデータセットに対し4~6倍程度の超解像処理を施すことで高精度画像レジストレーションの可能性を示す。

Keywords: 画像レジストレーション, ドローン, 衛星画像, 超解像, DNN, 敵対的生成ネットワーク

1 はじめに

本稿では、図1に示すような、ドローン画像と衛星画像を対象とした、空間解像度が大きく異なる画像間の高精度画像レジストレーションを実現する手法を提案する。

屋外環境を対象とした画像観測には、人工衛星や航空機を用いたリモートセンシング方式[1][2]、ドローン搭載カメラによる方式(以下“俯瞰撮影”), モバイルカメラ・車載カメラ・監視カメラなどによって比較的地表近くから撮影を行う手法(以下“地上撮影”)の三つの手段が存在する。

リモートセンシングによって得られる画像(リモートセンシング画像)には広域の情報が観測されている。GPSに代表されるGNSS(Global Navigation Satellite System)で取得した衛星測位情報と統合することにより、地理座標系における位置情報(緯度・経度・標高など)を画素毎に付与することが可能となり、農業や測量などの分野で利用が進んでいる。しかし、画像の空間解像度が高々数十cm~数mと詳細な情報が得難いこと、即時的な観測が困難であることなどの課題を有する。

俯瞰撮影画像や地上撮影画像は、被写体を比較的近くから撮影できるため、空間解像度が高く、詳細な情報を保持することができる。例えば、ドローンは高解像度な画像情報とその撮影地点の衛星測位情報を同時

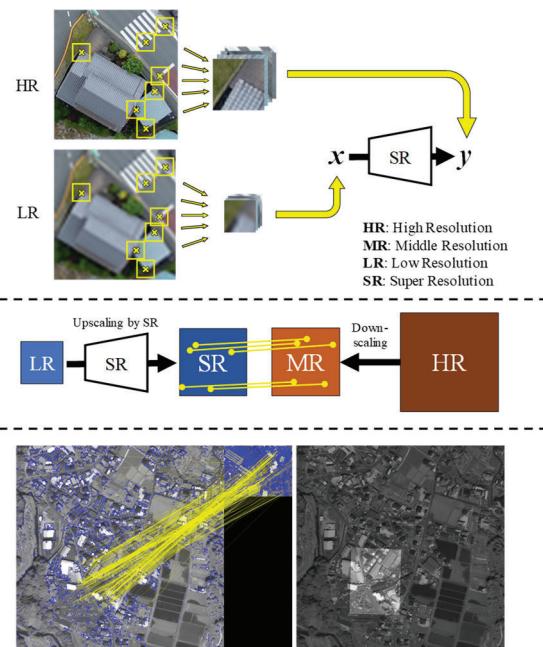


図1 局所領域パッチを用いた超解像DNNの訓練(上段), 超解像・対応点探索の処理プロセスの概要(中段), 対応点探索と画像レジストレーションの例(下段)

Fig. 1 Training of super-resolution DNN using local area patches (top), the process of super-resolution and finding corresponding points (middle), and an example of finding corresponding points and image registration (bottom).

に取得可能である。しかし、電源供給と目視操作のために、撮影地点は地表から数百mの高度に抑えるのが一般的であるため、一度に撮影できるのは比較的狭い領

*1 筑波大学大学院システム情報工学研究科

*2 カーティン大学, 西オーストラリア州, オーストラリア

*3 筑波大学計算科学研究センター

*1 Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

*2 Curtin University, WA, Australia

*3 Center for Computational Sciences, University of Tsukuba

域となり、広範囲の情報を得る場合には時間的・人的コストが増加するという問題を有する。また、撮影画像そのものには、各画素に地理座標値が付与されていない。

我々は、特性が異なる画像間の位置合わせ(画像レジストレーション)処理によって、各々の特長を統合した新たな画像センシング方式の実現を目的とした研究に取り組んでいる。本稿では、図1に示すように、ドローン画像と衛星画像のように空間解像度が大きく異なる画像間を対象とした正確な画像レジストレーション法の実現について述べる。

2 関連研究

リモートセンシング画像と俯瞰撮影画像・地上撮影画像の画像レジストレーションにより、画素単位の幾何的な対応関係の算出が可能であるなら、リモートセンシング画像情報に基づく“広範囲の状況把握”と、地上撮影された画像情報に基づく“詳細な環境分析”的統合による次世代GIS(地理情報システム)データ収集方式が実現可能である。ドローンの撮影画像と、衛星画像など地理情報とのレジストレーションの従来手法としては、複数枚のドローン画像に対してSfM(Structure from Motion)[5]を施して3次元モデルを生成し、地図情報と連携させる手法が提案されている[6][7]。しかしこれらの手法は複数枚のドローン画像が必要であり、単一のドローン画像への適用は困難である、少数の画像では、3次元モデルの生成誤差とGNSSの衛星測位の誤差の影響が大きくなるといった問題が存在する。

画像特徴を用いたレジストレーション手法としては、SIFT[8]特徴点を用いて初期位置合わせを行った後、相互情報量を用いた繰り返し処理により回帰誤差を軽減する手法[9]や、NCC(Normalized Cross Correlation)を用いる手法[10]が提案されている。しかし、前者はSIFT特徴点による初期位置合わせが失敗した場合に画像レジストレーションが困難となり、後者は2画像の間に射影歪みが生じている場合に対応が困難となることが知られている。

リモートセンシング画像と俯瞰撮影画像・地上撮影画像の画像レジストレーションにおいて問題となるのは、撮影角度の違いと、図2に示すような空間解像度の違いである。撮影角度の違いに起因する問題については、我々はこれまで、モバイルカメラで撮影した画像に写り込んだ地面領域に対し、重力センサーの計測値に基づいて射影変換を施して鉛直下向き視点の画像に変換することで問題を解決する手法を提案している[11]。一方、空間解像度の違い、すなわちスケールの違いに起因する対応点探索の精度の低下に関しては、5倍程度であれば特徴点検出・特微量記述の際にガウシアンピラミッドを構築することで対応可能であることが確認されているが[12]、本研究で対象とするドローン撮影画像と

衛星画像の間の倍率は12倍程度であるため、従来手法には改善の余地がある。

本稿では、空間解像度が大きく異なる画像間のレジストレーションの手段として、低解像度の画像に対して超解像処理を施すことで解像度を高め、同時に高解像度の画像に対して縮小処理を施し、2画像の空間解像度を揃えて対応点探索処理の精度を高めることで、画像レジストレーションの精度を向上させる手法を提案する。

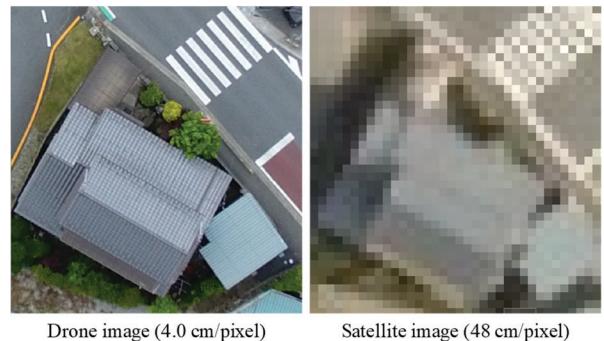


図2 空間解像度の差違による見え方の違い

Fig. 2 Differences in appearance due to differences in spatial resolution.

3 特徴的な領域の画像超解像による 空間解像度の大きく異なる2画像間の対応点探索

目標空間解像度 r を更新しながら適切な超解像の倍率を推定する本提案手法の流れを図3に示す。

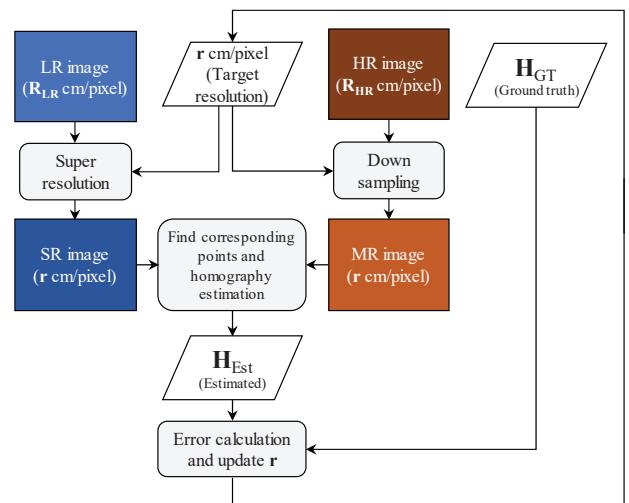


図3 画像レジストレーションに適した空間解像度を推定する
処理の流れ

Fig. 3 Process flow for estimating the appropriate spatial resolution for image registration.

提案手法は大きく四つの処理からなる。空間解像度が低い衛星画像(以下“LR画像”)に対して目標空間解像度 r まで超解像を施し超解像画像(以下“SR画像”)を得る処理(4章)、空間解像度が高いドローン画像

(以下“HR 画像”)を縮小して SR 画像と同じ中間の解像度 r をもつ画像(以下“MR 画像”)を得る処理(5 章), SR 画像と MR 画像との間で対応点探索を行い対応点情報から2次元射影変換行列 \mathbf{H}_{Est} を推定する処理(6 章), 正解の2次元射影変換行列 \mathbf{H}_{GT} から \mathbf{H}_{Est} の推定誤差を算出し r を更新する処理(7 章)である。

4 局所領域の超解像処理

ここでは, HR 画像と, LR 画像との間の画像レジストレーションを実現するため, LR 画像に対して超解像処理を施し, SR 画像を生成する処理について述べる。

本研究では, 超解像処理として DNN (Deep Neural Network) ベースの手法を採用する。対応点探索を目的とした局所領域の超解像を行う DNN を訓練するには, 訓練データとして, 対応点の検出に有効な領域を与える必要がある。図 4 に訓練データの生成プロセスを示す。ドローンで市街地を撮影した HR 画像群に対して SIFT[8] 特徴点検出を施し, 得られた特徴点周りの領域をパッチとして抽出する。また, HR 画像に対して縮小処理を行って LR 画像を生成する。LR 画像上において, HR 画像のパッチ領域と同じ領域からパッチを抽出する。この際, 特徴点のサイズ(特徴点検出の際に用いた特徴点周辺領域の直径)が小さすぎると, LR 画像の分解能に満たない場合がある。そこで, HR 画像での特徴点検出の際, 特徴点サイズも参照し, 適切な閾値を用いて一定以上のサイズを有する特徴点周辺でのみパッチ抽出を行う。その際の閾値は HR 画像と LR 画像の空間解像度の倍率に従って決定する。

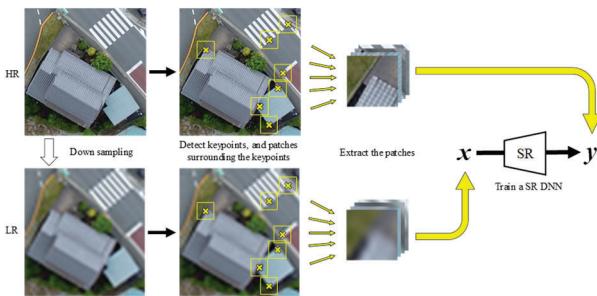


図 4 局所領域を推定する超解像 DNN を訓練するデータセットの生成プロセス。HR 画像上で特徴点検出を行ってその周辺領域をパッチとして抽出し, LR 画像の同じ領域からもパッチを抽出する。

Fig. 4 Training dataset generation process for a super-resolution DNN for local region estimation, which performs by detecting keypoints and patch regions on the HR image and extracts patches as well as from the same regions in the LR image.

超解像処理による局所領域の復元は, 1画素未満の情報を推定する処理であるため, 一般に正確な復元は困難である。しかし, 市街地や都市の俯瞰撮影画像を

観察対象とする場合, 人工構造物は, 矩形や直線といった比較的単純な形状パターンで構成されているため, 超解像によるコーナーやエッジ特徴の推定が可能である。一例として図 5 に Bicubic 画素補間と超解像の比較を示す。道路の白線や構造物の輪郭など, Bicubic 補間に比べて局所領域の正確な復元に成功していることが確認できる。

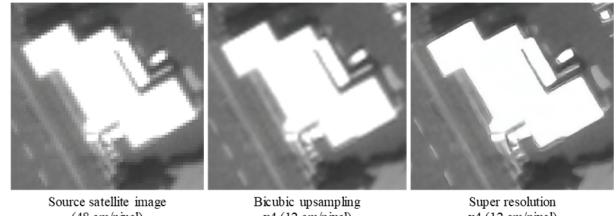


図 5 コーナー・エッジ特徴の推定の比較

Fig. 5 Comparison of estimating corner and edge features.

超解像処理で SR 画像を生成した後, SR 画像と HR 画像に対して対応点探索を行う。コーナーやエッジからは特徴点が得られやすく, 超解像処理を施した画像から, 高解像度画像と共に特徴点を得ることができるので, 対応点探索とその後の画像レジストレーションが可能となる。

5 空間分解能と探索精度を考慮した縮小処理

対応点探索を行う2画像の空間分解能を揃える処理について述べる。高精度な特徴点検出・特徴量記述・特徴点マッチングを実現するには, 2画像の空間解像度が揃っていることが望ましい。LR 画像を超解像処理によって HR 画像の空間解像度に揃えて対応点探索を行うことが理想的であるが, 超解像の倍率が大きくなるにつれ, DNN による推定にアーティファクトが出現し対応点探索の精度が低下する。そこで, 対応点探索の精度が低下しない程度に高倍率の超解像処理を LR 画像に施し, HR 画像をそれに合わせるように縮小して HR 画像と LR 画像の中間の解像度をもつ MR 画像(Middle Resolution 画像)を得, 空間解像度を揃えて対応点探索処理を行う。モアレの発生を防ぐため, 縮小処理の際には, 事前に縮小倍率に応じた平滑化フィルタを事前に適用した後に縮小処理を施す。

6 超解像画像と高解像度画像の対応点探索と 2次元射影変換行列の算出

本稿における超解像処理は, 構造物のエッジやコーナーの特徴を推定することが目的であるため, 特徴点検出器は, それらの特徴を効率的に検出できるものであることが望ましい。また, ドローンでの撮影画像に方位情報が保持されるとは限らないため, 回転の変化に頑健な対応点探索が可能な特徴点検出器である必要がある。本手法では, そのような条件を鑑み, 特徴点検出

器に ORB[13], 特徴量記述器に SIFT を用いる。ORB 特徴点検出器は、FAST[14]をベースにした手法であり、ORB はコーナーやエッジ特徴を高速に検出する事が可能である。特徴点検出に際して輝度勾配方向も算出するため上述した条件に合致する。得られた対応点情報を用いて RANSAC[15]のロバスト推定を行い、2次元射影変換を推定する。

7 画像レジストレーションの誤差算出

LR 画像と HR 画像において画像レジストレーションの誤差 ε を以下のように定式化する：

$$\varepsilon = \frac{r}{R_{LR}} \cdot \frac{1}{N} \sum_i^N \|H_{Est} p_i - H_{GT} p_i\| \quad \dots(1)$$

ここで、 R_{LR} は LR 画像の空間解像度、 r は SR 画像と MR 画像の空間解像度を示す。 H_{Est} と H_{GT} はそれぞれ、対応点情報より推定した2次元射影変換行列と、正解(Ground Truth)の2次元射影変換行列を意味する。 N は、縮小後の HR 画像上に格子状に配置した点の点数である。すなわち誤差 ε は、これら格子状に配置した点をそれぞれ H_{Est} , H_{GT} で LR 画像上へ2次元射影変換したときのユークリッド距離の平均を意味している。今回、 R_{LR} は 48 cm/画素、 r は 48, 24, 16, 12, 6, 4 cm/画素の場合で実験を行った。2次元射影変換の正解値 H_{GT} は、手動で対応点を 4 ペア取得し算出した。また、格子点数は $N=101^2=10,201$ 点とした。

8 評価実験

提案手法の定量評価実験を行った。超解像処理に代わり Bicubic 法による画素補間を施した場合の結果との比較を行う。

8.1 実験環境

8.1.1 訓練データセット

訓練データセット用の HR 画像として、2019 年 9 月 19 日に東京都大島町にてドローンで市街地を空撮した画像を用いた。HR 画像の空間解像度は 4.0 cm/画素である。HR 画像を縮小し LR 画像を得た。特徴点サイズの閾値は 8.0 画素とし、また、パッチ抽出の際にはランダムシフトを加えた。これは、事前の実験より、ランダムシフト無しの場合はパッチ中央に常に特徴点が位置することから SR 画像中に点状のアーティファクトの出現が確認されたためである。訓練用データセットのパッチサイズは 128 画素 × 128 画素、枚数は約 36,000 枚とした。

8.1.2 評価データセット

HR 画像として 2019 年 6 月 8 日に埼玉県横瀬町にてドローンで市街地を空撮した画像を、また、LR 画像として 2019 年 5 月 8 日に同地域を Maxar 社の WorldView-4 衛星で撮影した画像をそれぞれ用いた。

HR 画像と LR 画像の空間解像度はそれぞれ 4.0 cm/画素と 48 cm/画素である。LR 画像から約 490 m 四方 1024 画素 × 1024 画素を切り取り、その領域内的一部を撮影した HR 画像を 7 パターン選定した。HR 画像のサイズは 4000 画素 × 3000 画素である。図 6 に使用したデータセットを示す。

8.1.3 超解像 DNN の構成と訓練

超解像 DNN の訓練には、敵対的生成ネットワーク(GAN)[16]を用いた。GAN は、目的の情報を生成する生成器(Generator)と、入力の情報が生成されたものか真のものかを識別する識別器(Discriminator)を用意し、両者を競い合わせるようにして訓練を進める。この GAN を利用し、生成器として LR 画像を入力、SR 画像を出力とする超解像 DNN を訓練する。図 7 に、生成器すなわち超解像 DNN と識別器に構成を示す。生成器・識別器のロス関数にはそれぞれ L1 ノルム・バイナリクロスエントロピーを用いた。

超解像 DNN は、Pre-upsampling の U-Net[17]を採用した。すなわち、LR 画像に対して一旦 Bicubic 法によって HR 画像と同じ画像サイズになるように画素補間を行い、図 7 に示す生成器によって SR 画像を得る。図 7 の生成器は Deblur を行う DNN であり、本実験では Bicubic 補間による Pre-upsampling 後に Deblur を行う処理をまとめて超解像としている。識別器には、入力を分割して識別を行う PatchGAN[18]を採用する。入力を分割することで局所領域に着目させることができる。

GAN による訓練の実行には筑波大学計算科学研究中心有する高性能計算機である Cygnus の 1 ノードを用いて 4 台の GPU で並列計算を行い、学習時間は 72 時間であった。学習率は生成器・識別器それぞれ 0.001 より開始し、学習時間 24 時間ごとに半減させた。バッチサイズは 32 とした。

8.1.4 対応点探索手法

ORB 特徴点検出・SIFT 特徴量記述の実装には OpenCV 4.3.0[19]を用いた。対応点探索の際、特徴点の回転角の分布にしたがって閾値を設定して誤対応を除去する処理を適用し[11]、その閾値は 15 度とした。特徴点数は、SR 画像上からは 1024 画素 × 1024 画素あたり 6250 点、縮小した HR 画像からは SR 画像の 10 倍の密度とした。

8.2 結果と考察

表 1 は提案手法による実験結果を、表 2 は超解像に代わって Bicubic 補間を行った場合の実験結果を示すものである。なお $r=48$ cm/画素(倍率 1 倍)は超解像も Bicubic 補間も行っていないことを意味しており、入力画像が同一であるため結果も同一である。表内で “FAIL” と表示されているのは、対応点情報からの2次元射影変換の推定に失敗していることを意味している。

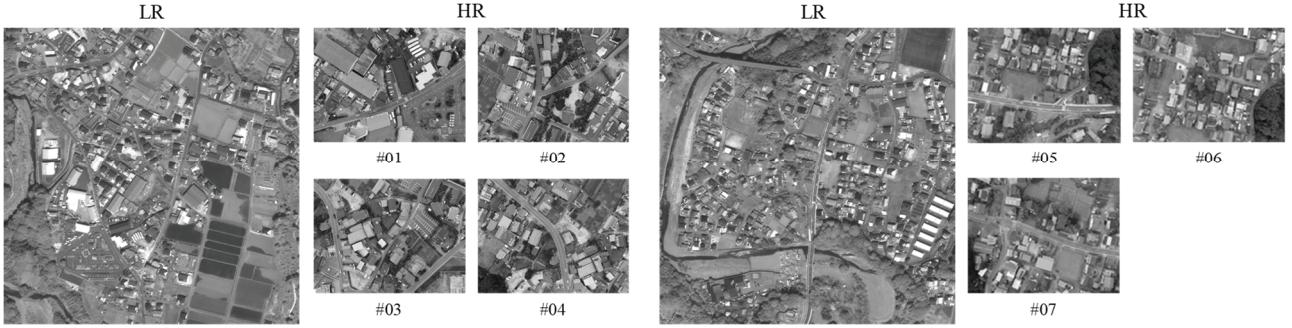


図 6 評価実験に用いた LR 画像と HR 画像

Fig. 6 LR and HR images used in evaluation experiments.

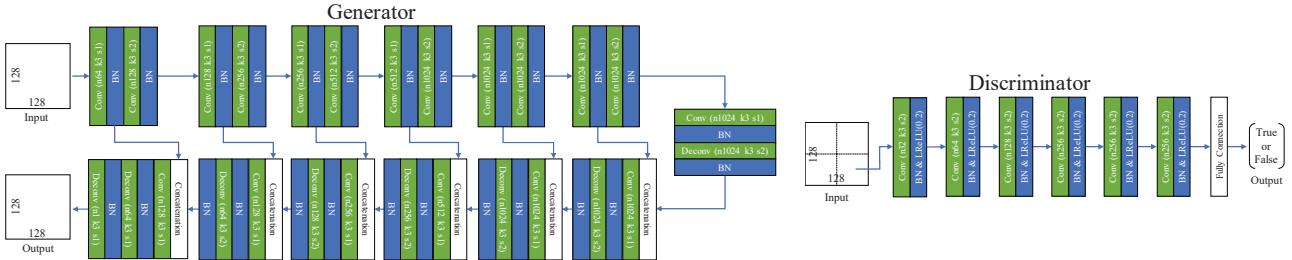


図 7 Generator と Discriminator の構成

Fig. 7 Generator and discriminator structures.

最下段の Average は、2次元射影変換推定に成功した場合の誤差 ε の平均値である。超解像の倍率が高くなるにつれて誤差が少なく、超解像処理を適用することで空間解像度の大きく異なる画像間のレジストレーションが効果的に行われることを示している。しかし超解像の倍率が高くなるほど対応点の検出精度が下がるため、本実験においては 4~6 倍程度の超解像が適切であると考えられる。

図 8 は対応点探索と画像レジストレーションの結果の一部を示すものである。図 8 左に比べ、図 8 右は正対応の割合が少ないことがわかる。図 8 右の一部を拡大した画像を図 9 に示す。本実験では人工構造物を対象として超解像 DNN の訓練パッチデータセットを作成したため、植生領域やあぜ道などの復元は困難である。今回用いた超解像 DNN で対応困難な領域が入力となった場合、訓練パッチの中から比較的似ているテクスチャを当てはめるため、不自然な復元がなされる。その結果、それら不自然な復元がされた領域で誤対応が生じたと考えられる。

9 おわりに

ドローン画像と衛星画像など、空間解像度が大きく異なる画像間での画像レジストレーションを実現する手法を提案した。空間解像度が大きく異なる画像間のレジストレーションの手段として、低解像度の画像に対してアーティファクトの影響を抑えつつ超解像処理を施すことによって解像度を高め、2画像の空間解像度を揃える処理を適用した。定量的な評価実験により、12 倍の空間解像

表 1 提案手法による実験結果

Table. 1 Estimation error of the proposed method [pixel].

	r [cm/pixel]					
	48 (x1)	24 (x2)	12 (x4)	8 (x6)	6 (x8)	4 (x12)
#01	35.16	11.21	20.83	13.61	FAIL	FAIL
#02	99.15	43.45	9.295	3.87	FAIL	FAIL
#03	96.61	16.62	17.35	32.42	FAIL	FAIL
#04	FAIL	11.24	3.02	FAIL	FAIL	FAIL
#05	187.45	82.28	56.87	FAIL	FAIL	FAIL
#06	82.18	47.24	10.20	FAIL	FAIL	FAIL
#07	183.05	56.15	29.74	FAIL	FAIL	FAIL
Average	113.9	38.3	21.0	16.6		

表 2 Bicubic 補間による実験結果

Table. 2 Estimation error of bicubic interpolation [pixel].

	r [cm/pixel]					
	48 (x1)	24 (x2)	12 (x4)	8 (x6)	6 (x8)	4 (x12)
#01	35.16	84.03	58.69	119.68	FAIL	FAIL
#02	99.15	21.40	50.85	25.75	FAIL	FAIL
#03	96.61	144.72	20.09	27.90	FAIL	FAIL
#04	FAIL	10.624	15.54	FAIL	FAIL	FAIL
#05	187.45	210.65	113.15	FAIL	FAIL	FAIL
#06	82.18	86.10	227.22	FAIL	FAIL	FAIL
#07	183.05	29.02	FAIL	FAIL	FAIL	FAIL
Average	113.9	83.8	80.9	57.8		

度の違いのある2画像に対し、4~6 倍程度の超解像を適用することで高精度な対応点探索処理を実現した。

今後の課題としては、超解像処理の改善が挙げられる。本稿は、対応点探索を目的とした、衛星画像への超解像処理の適用による局所領域の復元の可能性を検討したものであり、その可能性を示すことはできたものの、本稿で実装した超解像処理が手法に最適なものであったことを示すには至っていない。超解像処理をより高精度なものにすることで、対応点探索の精度向上が期待

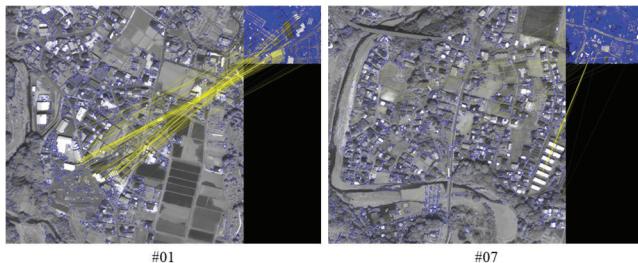


図 8 超解像倍率 6 倍データセットの中で対応点の正対応割合が高かったデータセット(左)と低かったデータセット(右)

Fig. 8 Datasets with high (left) and low (right) percentages of positive correspondence in the x6 super-resolution datasets.

される。

本研究は JST CREST JPMJCR16E3, JSPS 科研費 JP19J11514 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 土屋清: リモートセンシング概論; 朝倉書店 (1990)
- [2] Jensen, John R. Introductory digital image process
- [3] sing: a remote sensing perspective 4th Edition; Prentice-Hall Inc. (2016)
- [4] Le Moigne, Jacqueline, Nathan S. Netanyahu, and Roger D. Eastman, eds: Image registration for remote sensing; Cambridge University Press (2011)
- [5] N.Snavely, S.M.Seitz, R.Szeliski: Photo Tourism: Exploring Photo Collections in 3D; ACM Transactions on Graphics, Vol.25, pp.835-846 (2006)
- [6] Fonstad, M.A. and Dietrich, J.T. and Courville, B.C. and Jensen, J.L. and Carbonneau, P.E.: Topographic structure from motion: a new development in photogrammetric measurement; Earth surface processes and landforms., 38 (4). pp.421-430, (2013)
- [7] Koyo Kobayashi, Hidehiko Shishido, Yoshinari Kameda, Itaru Kitahara: A Method to Collect Multi-view Images of High Importance Using Disaster Map and Crowdsourcing; Proceedings of The Second IEEE Workshop on Human-in-the-loop Methods and Human Machine Collaboration in BigData (IEEE HMDATA2018), 3 pages, (2018.12).
- [8] Lowe D: Distinctive image features from scale-invariant keypoints; Int. Journal of Computer Vision. 60(2). pp.91-110 (2004)
- [9] Huang, Shih-Ming, Ching-Chun Huang, and Cheng-Chuan Chou: Image registration among UAV image sequence and Google satellite image under quality mismatch; 12th International Conference on ITS Telecommunications. (2012)
- [10] Fan, B., Du, Y., Zhu, L., & Tang, Y.: The registration of UAV down-looking aerial images to satellite images with image entropy and edges; International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Springer, Berlin, Heidelberg (2010)
- [11] Hisatoshi Toriya, Itaru Kitahara, Yuichi Ohta: Mobile Camera Localization Using Aerial-View Images; IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications (CVA), Vol.6, pp.111-119 (2014.10)
- [12] S. A. K. Tareen, Z. Saleem: A comparative analysis of SIFT,



図 9 6 倍超解像画像(左)と同地点の HR 画像(右)

Fig. 9 Super-resolution image x6 (left) and HR image of the same location (right).

SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK; 2018 International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), Sukkur, pp. 1-10 (2018)

- [13] Rublee, Ethan, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, and Gary Bradski: ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF; In 2011 International conference on computer vision, pp. 2564-2571 (2011.9)
- [14] E. Rosten and T. Drummond: Machine learning for highspeed corner detection; In European Conference on Computer Vision, volume 1, (2006.1)
- [15] Fisher, M.A. and Bolles, R.C.: Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography; Comm. ACM, Vol.24, pp.381–395 (1981).
- [16] Goodfellow, Ian, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio: Generative adversarial nets; In Advances in neural information processing systems, pp. 2672-2680 (2014)
- [17] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox: U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation; In International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, pp. 234-241. Springer, Cham (2015)
- [18] Isola, Phillip, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, and Alexei A. Efros: Image-to-image translation with conditional adversarial networks; In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 1125-1134 (2017)
- [19] OpenCV 4.3.0 (2020/08/30 アクセス)
<https://opencv.org/opencv-4-3-0/>

© 2020 by the Virtual Reality Society of Japan (VRSJ)