

# 文化遺産建造物における自己符号化器を活用した撮影時期の異なる画像マッチング手法

宍戸 英彦<sup>1,a)</sup> Hansung Kim<sup>2,b)</sup> 北原 格<sup>1,c)</sup>

## 概要

本研究では、50～100年前に撮影された文化遺産建造物の画像と現在の画像とのマッチング精度を向上させる手法を提案する。文化遺産建造物の模様部において経年による劣化や破損、あるいは改築・改変によって同じ位置に原型と異なる画像特徴が検出され、勾配強度を手がかりとしたマッチング処理精度が低下する問題がある。また、対称性を多く有する建造物に顕著に見られる誤対応問題が存在し、これらの問題に対して、自己符号化器と Guided Matching 手法を適用することで解決を図る。

## 1. はじめに

画像情報を用いた画像の重ね合わせ手法は、コンピュータビジョンの重要な研究テーマとされている[1]。中でも、様々な角度から撮影された多数の画像を用いた3次元点群の推定及びカメラ位置姿勢推定に基づいた画像重ね合わせに関する研究に注目が集まっている[2]。その処理過程に含まれる画像特徴量を用いたマッチング処理に関しても、異なる解像度の画像マッチング、過去と現在で撮影された画像のマッチングなど、多岐にわたる画像マッチングの研究が盛んに行われている[3,4,5,6,7]。

考古学分野では、文化遺産建造物の保存活動として、遺跡表面に付着した蘚苔類などの生物が、表面に掘られたレリーフなどの形状変化に与える影響に関する調査が行われている[8]。現状、考古学者が目視観察で蘚苔類の繁殖経過を確認しているが、観察の効率化・定量的分析の観点から ICT 技術の導入が期待されている[9]。我々は、アンコールトム・バイヨン寺院の柱に繁殖する蘚苔類の観察支援を目的として、半年～1年前の画像と現在の画像の重畳処理に取り組み、背景物体・日照条件・撮影カメラの位置姿勢の変動といった画像間のマッチング処理精度を低下させる要因の解決に成功している[10]。

従来の研究で対象とする画像では、撮影期間が約半年程度であるため、建造物の状態変化はほとんど生じていない。本研究では、図1に示すように、文化遺産建造物の50～100年前に撮影された画像と現在の画像群を用いて、過去と現在の写真の間の画像マッチング処理の実現を目的とする。図1に示すように過去と現在の文化遺産建造物の写真には、建造物の経年による劣化や破損、あるいは改築・改変によって同じ位置に原型と異なる画像特徴が検出され、勾配強度を手がかりとしたマッチング処理精度を低下させる要因が含まれている。また、建造物の劣化ではなく、写真そのものの経年劣化や、撮影機器の発展に伴う記録媒体変更の影響も考慮すべき課題となる。さらに、建造物は対称性を多く有するため、その影響への対策も必要となる。

本稿では、自己符号化器（オートエンコーダ）と Guided Matching 手法を用いることで、上述した問題点の解決法を提案する。自己符号化器を利用することで、建造物の経年による劣化や破損、あるいは改築・改変によって同じ位置に原型と異なる画像特徴が検出される問題を排除する。Guided Matching 手法によって得られた正対応を再探索することで、建造物の対称性に由来する誤対応問題を解決する。

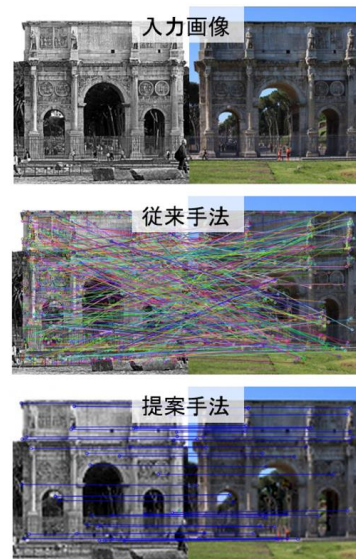


図1. 文化遺産建造物の画像を用いた画像マッチング

<sup>1</sup> 筑波大学, <sup>2</sup> University of Surrey

<sup>a)</sup> shishido@ccs.tsukuba.ac.jp

<sup>b)</sup> h.kim@surrey.ac.uk

<sup>c)</sup> kitahara@ccs.tsukuba.ac.jp

## 2. 自己符号化器を活用した画像マッチング手法

本研究では、文化遺産建造物の過去と現在の画像マッチングに自己符号化器(オートエンコーダ)を活用する[11]. 自己符号化器を適用した出力画像の解像度を段階的に変化させることで画像特徴点の誤対応の低減する. さらに, FAST 特徴量を用いた Guided Matching 手法を適用することで, 過去と現在の画像間の対応探索処理の精度を向上する.

### 2.1 データセット

本研究で利用する文化遺産建造物の画像データセットを図 2 に示す[12]. 文化遺産建造物の画像データは, 50~100 年前に撮影された現存する建造物の画像と現在の画像の 47 種類の組み合わせで構成される. 過去の画像データはグレースケール画像やイラスト, 絵画などを画像化したデータである. 過去と現在の画像はほぼ同じ位置から撮影されているが全く同一ではなく, 解像度も異なる.



図 2. 文化遺産建造物の画像データセット [12] (50~100 年前までに撮影された画像と現在の画像がペアになっている)

### 2.2 自己符号化器 (オートエンコーダ)

自己符号化器とは, ニューラルネットワークの構造を使った次元圧縮手法であり, 一度小さい次元にエンコードし, エンコードしたデータを元に入力データが再び構築される. 従って, エンコードされたデータは, 入力画像より小さい次元数でデータを表現できる. 図 3 に示すように, 2 枚の入力画像 (過去と現在の写真) に対して, ぼやけた出力画像が生成されている. このような解像度の低い出力画像は, 入力画像よりも画像特徴量は低減するが, 勾配強度の強い特徴点が残る性質を持つ. 従って, 建造物の経年による劣化や破損, あるいは改築・改変によって同じ位置に原型と異なる画像特徴が検出され, 勾配強度を手がかりとしたマッチング処理精度が低下する問題に対して, 2 枚の入力画像 (過去と現在) の次元を小さくし, 画像特徴量を十分に取得できる門や柱などの建造物を構成する勾配強度の強い特徴量だけを残すことで解決を図る. データセットを 500

画素×500 画素にリサイズ後, 自己符号化器を適用する.

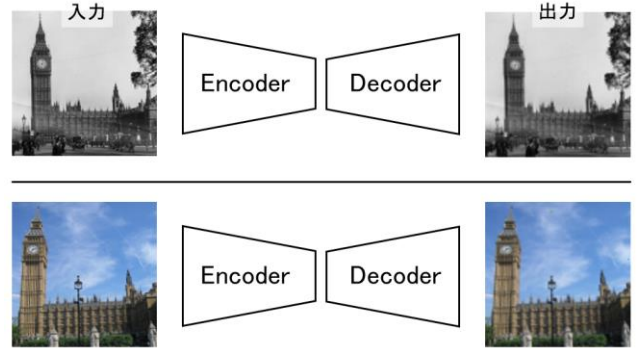


図 3. 2 枚の入力画像 (過去と現在の写真) に自己符号化器を適用した結果

### 2.3 画像特徴の誤対応の低減

本研究では, 特徴点の検出には FAST 特徴量を用いる. 前節の手法にて入力画像に自己符号化器を適用した場合, 出力画像は画像全体において勾配強度が弱まる傾向にあるため, SIFT や SURF などの画像特徴量によって検出可能な特徴点が減少する. FAST 特徴量は, コーナー領域以外の点も多く検出する一方で, 人工建造物の角領域の特徴点を検出できる. 3 次元復元を実施する場合の画像マッチング処理では高速なマッチング処理が求められ, FAST 特徴量が適切である.

前節の手法を適用してもなお画像特徴の誤対応は存在する. そこで図 4 (a) に示すように, 自己符号化器を適用した出力画像の解像度を段階的に変化させることで画像特徴点の誤対応の低減に取り組む. 自己符号化器を適用した出力画像 500×500 画素に対して, 400 画素×400 画素及び 300 画素×300 画素へのリサイズ処理を施す. 次に, 3 段階のサイズの入力画像に対して画像マッチングを施す. 図 4 (a) 左はデータセット (過去) に対する画像マッチング結果を示し, 図 4 (a) 右はデータセット (現在) に対する画像マッチング結果を示す. 各々のマッチング結果には, 誤対応がほとんど含まれていないことが確認できる. この特性を利用し, 前節のマッチング結果の中から画像サイズの異なる画像間でもマッチングが取れる特徴点を選択することにより, 誤対応を除去する.

### 2.4 Guided Matching

前節の手法にて検出した画像特徴点を用いて画像マッチングを施す. 図 4 (a) の過去と現在の画像マッチング結果を図 4 (b) に示す. 点数はそれほど多くないが, 過去の画像と現在の画像間の正対応が得られていることがわかる. この画像特徴の正対応を手がかりに, 対応点によって得られるベクトルを利用して画像特徴の再探索を行う Guided Matching [13] を用いて, 誤対応を除去する.



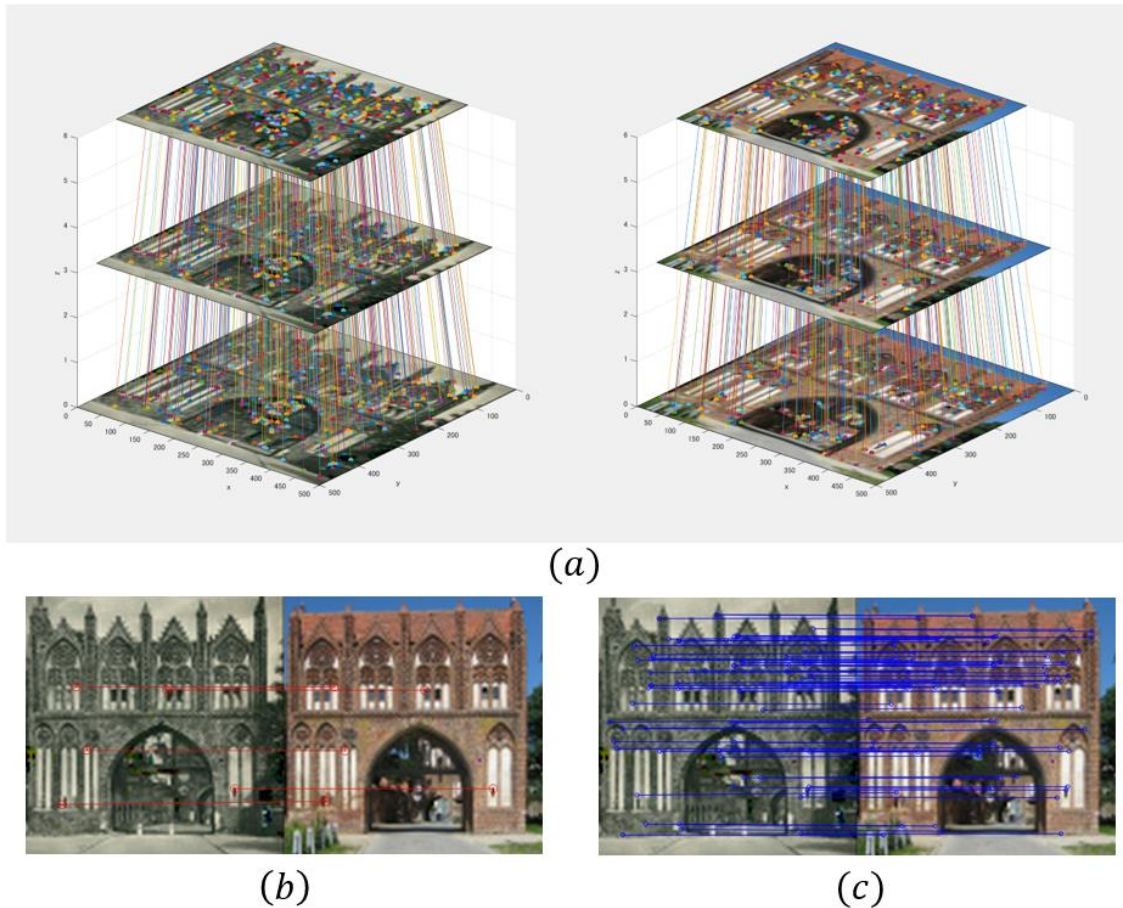


図 4. (a) 自己符号化器を適用した出力画像の解像度を段階的に変化 (b) 画像解像度を段階的に変化させて得られた特徴量を用いた過去と現在の画像マッチング結果 (c) Guided Matching を適用して得られた画像特徴の正対応の結果

始めに, 図 4 (b) に示す画像特徴の正対応のベクトルを計算する. 次に, 図 4 (a) 左 に示す過去の画像に対して検出した画像特徴点から計算した正対応のベクトルを当てはめることで, 図 4 (a) 右 に示す現在の画像にマッピングする. 現在の画像にマッピングされた位置を中心に, 検索半径内で一致する画像特徴量を探索する. この時の探索半径は 5 画素とした. 探索結果から記述子類似性に基づく順位付けが行われる. 類似性 1 位の特徴点 (現在の画像) から, 過去の画像に対して計算した正対応のベクトルを当てはめ, 再び検索半径内で一致する画像特徴量を探索する. 探索の結果, 類似性が一致する画像特徴量を正対応と定める. 以上のアルゴリズムを図 4 (a) の過去と現在の画像の特徴点へ適用させることで, 画像特徴の正対応を算出する. 最終的に算出した画像特徴の正対応の結果を図 4 (c) に示す. このように, 建造物形状が対称性を有する場合に誤対応が多く発生する問題を解決する.

### 3. 提案手法の実証実験

提案手法の有効性を示すために, 図 2 に示す文化遺産建造物の画像データセットを用いて, 提案手法を適用した. 適用した結果を図 5 に示す. イラスト, 絵画などのキャプ

チャ画像に対しても提案手法は良好な画像マッピングを実現している. また, 建造物の大きさ, 構造などが異なる幅広いデータセットに有効であることが確認できる.

次に, 既存手法との比較実験を実施した. 既存手法では, A-KAZE 特徴量使用し, KNN (K-Nearest Neighbor algorithm) マッチング手法を文化遺産建造物の画像データセットに適用した. KNN は, 探索空間から最近傍のラベルを K 個選択し, 多数決でクラスラベルを割り当てるアルゴリズムである. 図 1 上段に入力画像, 中段に従来手法をデータセットへ適用した結果, 下段に提案手法をデータセットへ適用した結果を示す. 従来手法では, 画像特徴の誤対応が多いことから, 図 1 中段に示すようなレリーフなどの模様における勾配強度のマッチングが取れない問題や, 建造物に対称性がある場合に多くの誤対応が存在する問題を解決できていない. 一方で提案手法は, 自己符号化器を適用すると, 門や柱などの建造物を構成する勾配強度の強い FAST 特徴量が取得できることを示している. さらに, Guided Matching 手法から勾配強度の強い正対応を求め, その情報を活用して画像中の正対応を再探索する手法は, 建造物に対称性がある場合に発生する誤対応の問題においても良好に画像マッチングできることを示している.

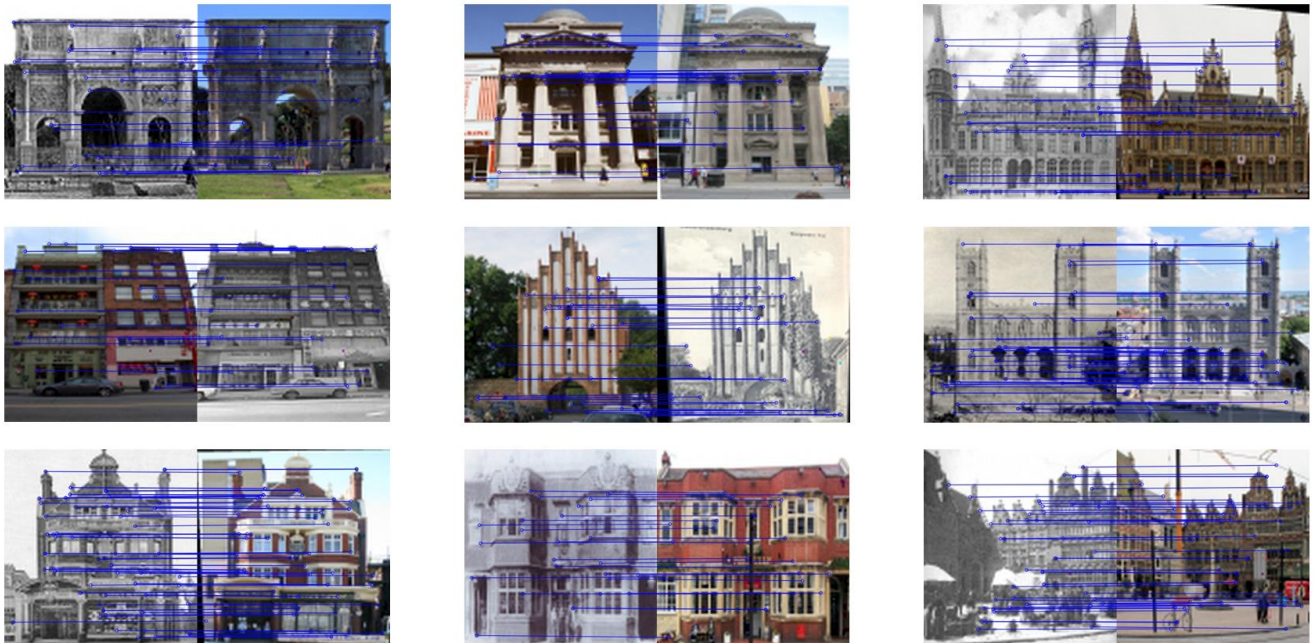


図 5. 文化遺産建造物の画像データセットに提案手法を適用した結果

#### 4. おわりに

本研究では、50～100 年前に撮影した画像と現在の文化遺産建造物の画像群の間の画像マッチング手法を考案した。自己符号化器を適用した出力画像の解像度を段階的に変化させることで画像特徴点の誤対応の低減に取り組んだ。さらに、FAST 特徴量を用いた Guided Matching 手法を適用することで、過去と現在の画像において画像特徴点の正対応の推定を実現した。

本研究は JSPS 科研費 19K13416 および JST, CREST JPMJCR16E3 の助成を受けたものである。

#### References

[1] Matthew Brown, David G. Lowe, "Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 74, Issue 1, pp. 59-73, 2007.

[2] Andrea Cohen, Torsten Sattler, Marc Pollefeys, "Merging the Unmatchable Stitching Visually Disconnected SfM Models," *International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 5133-5141, 2015.

[3] Wei Jiang, Jinwei Gu, "Video Stitching with Spatial-Temporal Content-Preserving Warping," *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 42-48, 2015.

[4] Chung-Ching Lin, Sharathchandra U. Pankanti, Karthikeyan Natesan Ramamurthy, Aleksandr Y. Aravkin, "Adaptive As-Natural-As-Possible Image Stitching," *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1155-1163, 2015.

[5] Che-Han Chang, Yoichi Sato, Yung-Yu Chuang, "Shape-Preserving Half-Projective Warps for Image Stitching," *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3254-3261, 2014.

[6] Ricardo Martin-Brualla, David Gallup, Steven M. Seitz, "3D Time-Lapse Reconstruction from Internet Photos," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 125, Issue 1-3, pp. 52-64, 2017.

[7] Ricardo Martin-Brualla, David Gallup, Steven M. Seitz,

"Time-lapse Mining from Internet Photos," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 34, No. 4, Article 62, 2015.

[8] Flavia Bartoli, Annalaura Casanova, Yoko Futagami, Hiroyuki Kashiwadani, K.H. Moon, Giulia Caneva, "Biological Colonization Patterns on the Ruins of Angkor Temples (Cambodia) in the Biodeterioration vs Bioprotection debate," *International Biodeterioration & Biodegradation*, Vol. 96, pp. 157-165, 2014.

[9] Mathilda Larsson Coutinho, Ana Zélia Miller, Maria Filomena Macedo, "Biological Colonization and Biodeterioration of Architectural Ceramic Materials: An overview," *Journal of Cultural Heritage*, Vol. 16, 5, pp. 759-777, 2015.

[10] Hidehiko Shishido, Emi Kawasaki, Yutaka Ito, Youhei Kawamura, Toshiya Matsui, Itaru Kitahara, "Time-Lapse Image Generation using Image-Based Modeling by Crowdsourcing," *The Second IEEE Workshop on Human-in-the-loop Methods and Human Machine Collaboration in BigData (IEEE HMDData2018)*, pp.3540-3541, 2018.

[11] Martin Sundermeyer, Zoltan-Csaba Marton, Maximilian Durner, Manuel Brucker, Rudolph Triebel, "Implicit 3D Orientation Learning for 6D Object Detection from RGB Images," *European Conference on Computer Vision ECCV*, pp. 712-729, 2018.

[12] Daniel Cabrini Hauagge, Noah Snavely, "Image Matching using Local Symmetry Features," *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 206-213, 2012.

[13] Josef Maier, Martin Humenberger, Markus Murschitz, Oliver Zendel, Markus Vincze, "Guided Matching Based on Statistical Optical Flow for Fast and Robust Correspondence Analysis," *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 101-117, 2016.