

腹腔鏡画像に対する自己教師あり 2D/3D 可変形位置合わせモデルの評価

小林 真実[†] 木戸口勇気^{††} 小木曾 聡^{††} 西野 裕人^{††} 中尾 恵[†]

[†] 京都大学大学院医学研究科 人間健康科学系専攻 〒606-8507 京都市左京区聖護院川原町 53

^{††} 京都大学医学部附属病院 肝胆膵・移植外科/小児外科 〒606-8507 京都府京都市左京区聖護院川原町 54

E-mail: [†]kobayashi.mami.84w@st.kyoto-u.ac.jp

あらまし 本研究では、腹腔鏡カメラ画像に対する肝臓メッシュの 2D/3D 可変形位置合わせを達成する自己教師あり学習モデルの構築を目指している。位置合わせパラメータの予測にノイズ付与・除去プロセスを導入した自己教師あり学習と、腹腔鏡下手術における肝臓の変形を再現可能な局所変形モデルを組み合わせることで、従来モデルと比較して位置合わせ精度が向上することを確認したので報告する。

キーワード 2D/3D 可変形位置合わせ, 自己教師あり学習, 拡散モデル, 手術支援ガイド

Evaluation of Self-Supervised 2D/3D Deformable Registration Model for Laparoscopic Images

Mami KOBAYASHI[†], Yuki KIDOGUCHI^{††}, Satoshi OGISO^{††}, Hiroto NISHINO^{††}, and Megumi NAKAO[†]

[†] Human Health Sciences, Graduate School of Medicine, Kyoto University, Sakyo, Kyoto, 606-8507, Japan

^{††} Department of Hepato-Biliary-Pancreatic Surgery and Transplantation / Pediatric Surgery,
Kyoto University Hospital, Sakyo, Kyoto, 606-8507, Japan

E-mail: [†]kobayashi.mami.84w@st.kyoto-u.ac.jp

Abstract In this study, we aim to develop a self-supervised learning model that achieves 2D/3D deformable registration of a liver mesh to laparoscopic camera images. By combining self-supervised learning that incorporates a noise addition and removal process for predicting registration parameters with a local deformation model capable of reproducing liver deformation during laparoscopic surgery, we confirm that the proposed approach improves registration accuracy compared with conventional models.

Key words 2D/3D deformable registration, self-supervised learning, diffusion model, intraoperative guidance

1. はじめに

患者個人の臓器の 3 次元構造を把握することは、内視鏡検査や放射線治療、外科的治療などの様々な医療手技の遂行に必要不可欠である。外科手術において、血管や腫瘍の位置と構造の正確な理解は手術時間の短縮に加え、切除範囲の明確化による治療精度の向上につながる。臨床医学では、コンピュータ断層撮影 (Computed Tomography, CT) や磁気共鳴イメージング (Magnetic Resonance Imaging, MRI) によって臓器の 3 次元構造が画像化され、治療計画がなされている。しかし、治療時に 3 次元イメージングを利用することは難しく、特に内視鏡下手術等では視野が限られるため、オンデマンドな 3 次元可視化はより難しい課題である。

内視鏡画像における術中解剖の可視化を目的に、手術前に

取得された 3D-CT の 3 次元像を手術シーンに位置合わせする取り組みが行われてきた [1]。2 次元のカメラ画像に対する 3 次元像の位置合わせは 2D/3D 位置合わせと呼ばれ、医療分野においても様々なモダリティを対象に研究が進められている。X 線画像を対象とした 2D/3D 位置合わせ [2] や、脳外科手術の術中画像に対する 2D/3D の位置合わせ [3] が目指されているが、腹腔鏡カメラ画像に対する 2D/3D 位置合わせ [4] は、視野の狭さから、位置合わせがより困難とされている。

近年では深層学習を応用した手術支援に関する研究が行われているが、医学研究において大規模なデータセットを集積することは困難である。これに対して、人工的に生成したトレーニングデータを用いる自己教師あり学習が活用されている [5], [6]。具体的には、3D-CT から得られる臓器メッシュから人工的に生成した 3 次元像を学習に用いる。ここで、実カ

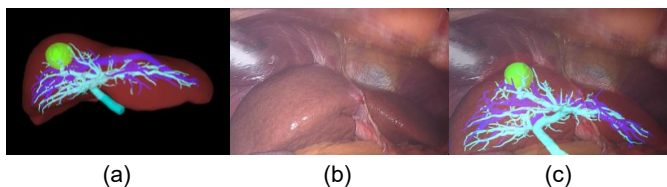


図 1 腹腔鏡画像に対する位置合わせの例, (a) 初期状態のメッシュ, (b) 腹腔鏡画像, (c) 位置合わせ画像

メラ画像と人工データは見た目が異なるが、両者から共通に得られる肝区域ラベルを用いることでドメインアライメントを行っている。しかし、[6] では臓器の姿勢変化が大きい場合に位置合わせ誤差が大きくなりやすい課題があった。この課題に対して、小林らは人工データ生成にノイズ付与を組み合わせ、自己教師あり拡散モデル [7] を提案し、位置合わせ精度の向上を試みた。また、術中の肝臓には変形が生じるが、非線形かつ局所的な変形であるため、その予測や再現は困難である。[6], [7] では初期検討として剛体位置合わせを行ったが、不十分であり、可変形位置合わせの達成が望まれる。変形の再現による可変形位置合わせ [8] が目指されているが、変形が生じる要因が不明確であることから、困難とされている。

本稿では、提案する自己教師あり可変形 2D/3D 位置合わせモデルによる腹腔鏡画像に対する位置合わせ性能を評価する。560 の手術シーンからなるデータベースを用いて検証を行い、関連モデルとの定量的な比較を行う。提案手法では、自己教師あり学習においてノイズ付与により肝区域ラベルを多数生成し、学習に用いる。出力は肝臓の姿勢・位置・変形を表すパラメータである。また、局所変形モデルの導入により術中変形の再現を目指す。提案手法により自動での位置合わせが達成されることで、術中ガイドとしての利用が期待される。

2. 提案手法

2.1 問題設定

図 1 に腹腔鏡画像に対する手動による 2D/3D 位置合わせの例を示す。図 1(a) は 3D-CT 取得時のメッシュ、図 1(b) は腹腔鏡画像、図 1(c) は手動でメッシュを調整し、(b) に重畳表示した結果である。2 次元の腹腔鏡画像 I に対して、メッシュ M はカメラの位置および姿勢、変形を表現する位置合わせパラメータ θ によって一意な 3 次元像として可視化される。本研究では、2D/3D 位置合わせの達成を、手術中に得られる腹腔鏡画像 I に対する位置合わせパラメータ θ の予測問題として定式化する。位置合わせパラメータ θ は式 (1) のように定義する。

$$\theta = \{e, \varphi, t, s, f\} \quad (1)$$

ここで、 $e = (e_x, e_y, e_z)$ は腹腔鏡カメラのレンズから焦点へ向かうビューベクトル、 φ はカメラの軸回り回転角、 $t = (t_x, t_y)$ は内視鏡画像 I に対するレンダリング像の並進、 s はスケール、 f はメッシュの変形を表現するために境界条件として設定される外力の大きさである。

2.2 2D/3D 可変形位置合わせにおける自己教師あり学習

本研究で提案する自己教師あり拡散モデルの枠組みを図 2 に示す。予測時には位置合わせ対象となる腹腔鏡画像 I から、事前に学習済みの U^2 -Net [9] を用いてセマンティックセグメンテーションにより肝区域の予測ラベル L_p を、初期状態 θ_s の肝臓メッシュ M の投影計算によって対応する肝区域ラベル L_s を得る。学習済みの位置合わせモデル ϕ によって、初期姿勢との位置合わせパラメータの差分 $\Delta\theta_{s \rightarrow d}$ を推定し、 M の位置・姿勢・変形を更新することで位置合わせを達成する。学習時にはランダムな時刻 t ($0 \leq t \leq T$) に対応するガウシアンノイズを位置合わせパラメータに付与し、連続的に状態を変化させつつラベル画像を生成する。 $t = 0$ とし、 $t = T$ まで漸進的に位置合わせパラメータに対してノイズを加え、対応する (θ_t, L_t) を得る。各時刻において加えられたノイズ $\theta_t - \theta_{t+1}$ を対応するラベル L_t, L_{t+1} から予測するタスクを学習する。

2.3 局所変形モデル

腹腔鏡下手術における肝臓には局所的な変形が生じる。具体的には、3D-CT 画像における肝臓と比較して、S1 を中心として左葉と右葉間の角度が変化しつつ下面が開くような曲げ変形や、臓器全体の頭尾方向への圧縮変形が観察される。これらは非線形かつ局所的な変形を含んでおり、剛体変換では表現できない。そこで本研究では、腹腔鏡下手術における力学的要素を低次元なパラメータ f を用いた有限要素モデリングにより表現を試みる。

変形が生じる要因として、気腹および鎌状間膜切除に伴う腹壁からの肝臓の剥離が挙げられる。腹壁からの剥離により肝臓は下方に落ち込み、肝臓下面が周囲組織と接触することで下面に反力が作用する。一方で気腹に伴う腹腔内圧の変化により肝臓上面には圧力が付加される。本研究では、これらの力学的要因を模擬するため、肝臓の有限要素モデルに対して圧縮方向の外力を付加することで、術中変形の再現を試みる。

有限要素モデリングでは固定点を変位ゼロとし、作用点に外力を加えた状態を境界条件として与えることで、メッシュ各頂点の変位が算出される。本研究では、肝臓の解剖学的特徴に基づいて境界条件を設定する。図 3(a) に示すように、肝臓は解剖学的に S1～S8 の 8 区域に分類されるが、肝臓後面に位置する S1 は下大静脈へ繋がっているため、変形が生じにくい点に設定する。一方、上下方向の圧縮力を再現するため、肝臓上面に $-f$ 、下面に $+f$ の外力を加えるように境界条件を設定する。図 3 (b) は異なる大きさの外力をメッシュに加えた場合の変形後の形状を示している。初期形状の (a) と比較して (b) では曲げと圧縮の変形が同時に表現されている。

なお、変形量は患者によって異なるため、教師用データベースから外力パラメータの平均 $\bar{f}$ を事前に算出し、初期の位置合わせパラメータ θ_s の f に採用し、 $\bar{f}$ からの差分を患者固有な変形要素として予測する。また、位置合わせパラメータ θ において、カメラパラメータは位置・姿勢や大きさの変化によってメッシュの大局的な外観に影響を及ぼし、変形パラメータは弾性変形によって局所的な変化を生じさせる。各パラメータが与える影響範囲の差を考慮して、本研究ではカメラ

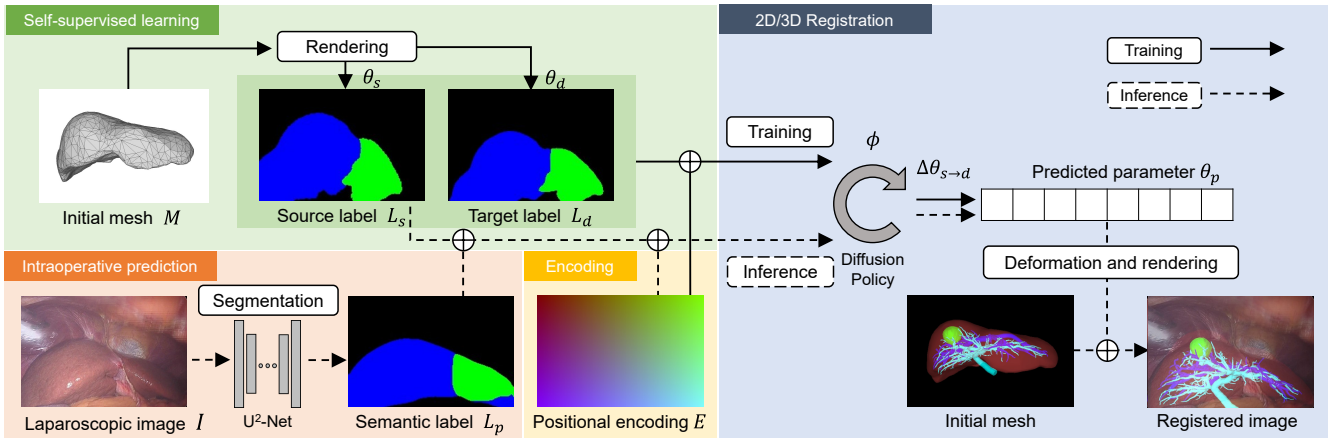


図 2 提案する自己教師あり 2D/3D 可変形位置合わせモデルの枠組み

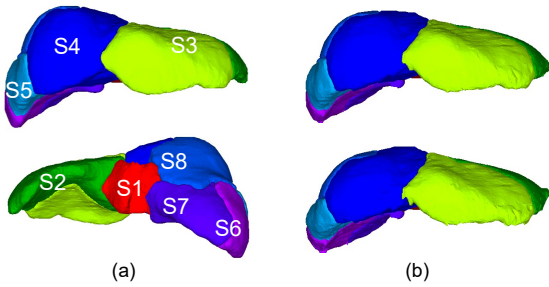


図 3 局所変形モデルによるメッシュの形状変化: (a) 区域 (S1 – S8) ごとに色分けされた初期状態のメッシュ, (b) 変形したメッシュ

パラメータ予測による剛体位置合わせの後に、局所的な変形パラメータを予測する二段階予測を採用し、それぞれのモデルに対して自己訓練データの生成および学習を行うこととした。

3. 実験と結果

提案モデルの腹腔鏡画像に対する 2D/3D 位置合わせ性能を評価するため、他手法を用いた位置合わせ性能の比較実験を実施した。提案モデルは Python3.12.10, PyTorch 2.10 を用いて実装し、実験には CPU: Intel Core i9-9900K 3.60GHz, メモリ: 64.0GB, GPU: NVIDIA TITAN RTX 24GB を搭載した PC を用いた。

3.1 対象データ

本研究では、京都大学医学部附属病院において腹腔鏡下肝切除術を受けた患者 29 名から取得した 3D-CT 画像および手術動画を使用した。各症例の手術動画からは 20 フレーム程度の静止画像を合計 560 枚得、術前に取得された 3D-CT 画像からは富士フイルム社製 Synapse VINCENT を使用して肝実質、動脈、静脈、門脈、腫瘍を抽出し、サーフェスメッシュを作成した。なお、本研究における患者データの利用は京都大学医学研究科 医の倫理委員会によって承認された (承認番号: R1721)。手術時の患者の 3 次元データの計測は容易でなく、正解データの入手は困難であるため、医師の監修の下、手動でメッシュを腹腔鏡画像へ重ね合わせた位置合わせデータを作成し、教師データとした。なお、変形の大きさは症例内

で一定と仮定し、固定した。取得した 560 の手術シーンすべてに対して、式 (1) に定義した位置合わせパラメータを保存した。作成した位置合わせデータベースをトレーニングデータ 21 例 400 シーン、テストデータ 8 例 160 シーンに分割し、以降の評価実験を実施した。

3.2 手法間比較

提案手法の位置合わせ精度を評価するため、既存手法との比較実験を行った。以下に示す 4 つのモデルを比較対象とした。なお、実験条件の公平性を保つために、コードの公開がなされていないモデルについては、基本的な概念のみを取り入れ、モデルの入出力以外ではできる限り同一条件下で比較を行った。

Real 腹腔鏡画像 I から位置合わせパラメータ θ を直接回帰するタスクの教師あり学習

Real+Contour U²-Net により予測された臓器の輪郭情報を用いて位置合わせパラメータを回帰するタスクの教師あり学習 [4], [10]

Self+Rigid 剛体位置合わせ、ソースとターゲットの位置合わせパラメータをランダム生成し、肝臓ラベルから予測するタスクの自己教師あり学習 [5], [7]

Self+Def 可変形位置合わせ、ソースとターゲットの位置合わせパラメータをランダムに生成し、肝臓ラベルから予測するタスクの自己教師あり学習 [8]

Proposed 可変形位置合わせ、ターゲットの位置合わせパラメータに付与されるガウシアンノイズを肝区域ラベルから予測するタスクの自己教師あり学習

拡散方策モデルの学習では、教師あり学習を行う Real, Real+Contour ではバッチサイズ 64、エポック数 400、学習率 1.0×10^{-4} とし、最適化手法には Adam を用いた。自己教師あり学習を行う Self+Rigid, Self+Def, Proposed ではバッチサイズ 16、エポック数 100、学習率 3.0×10^{-4} とし、最適化手法には Adam を用いた。評価指標にはテストデータ 160 シーンに対する正解パラメータと予測したパラメータの誤差の平均値である MeanAbsoluteError(MAE) を用いた。

表 1 は予測された位置合わせパラメータの MAE を示す。Real と Real+Contour を比較すると、その差は微小であり、

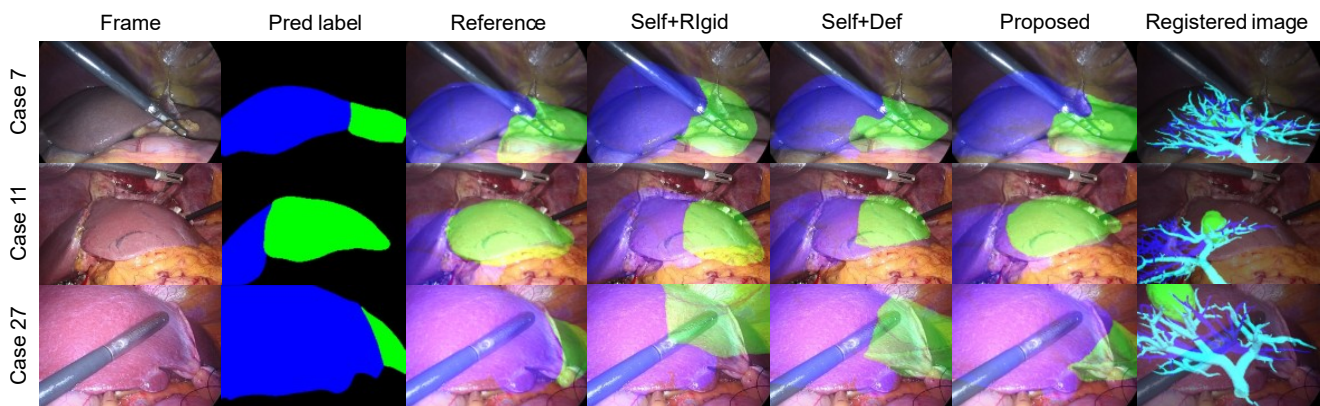


図 4 腹腔鏡画像に対する肝臓メッシュの位置合わせ結果の比較

表 1 各モデルによる位置合わせパラメータの予測誤差 (MAE)

Method	MAE							
	e_x	e_y	e_z	φ	t_x	t_y	s	f
Real	0.574	0.272	0.357	0.385	0.175	0.210	0.281	-
Real+Contour	0.486	0.212	0.275	0.438	0.187	0.193	0.302	-
Self+Rigid	0.365	0.201	0.250	0.270	0.139	0.150	0.247	-
Self+Def	0.368	0.189	0.266	0.367	0.103	0.107	0.183	0.269
Proposed	0.306	0.189	0.265	0.291	0.102	0.103	0.166	0.257

輪郭情報の活用には効果が見られなかった。これは学習データの少なさや、腹腔鏡画像に輪郭が十分に含まれなかったことが原因と考えられる。提案手法では、 e_y, e_z, φ を除く5次元のパラメータで最も小さい誤差を示した。 φ はカメラ軸回りの回転角であるが、Self+Def, Proposedでは変形モデルの導入により曲げを再現するため、回転角に影響を与えることから、Self+Rigidと比較して予測精度が悪化したと考えられる。

図4に予測された位置合わせパラメータを用いた3例の位置合わせ結果を示す。左から腹腔鏡画像、U²-Netにより予測された肝区域ラベル、手動によるメッシュの位置合わせ結果、Self+Rigidによる位置合わせ結果、Self+Defによる位置合わせ結果、提案する自己教師あり拡散モデルによる位置合わせ結果と内部構造を含めた重畳可視化例をそれぞれ示している。Case7は臓器の視認範囲が大きく、姿勢・位置や変形量も平均に近い例である。Self+Def, Proposedにおいて、変形モデルの導入により臓器全体に見られる圧縮変形が再現された。Case11は左葉側からの視点であるが、提案手法は位置合わせに肝区域ラベルを活用し、姿勢予測に有効な情報を追加することで予測精度が向上した。Case27は腹腔鏡カメラと肝臓間の距離が小さい例であるが、提案手法では姿勢・変形ともに誤差が改善され、肝区域ラベルを活用した自己教師あり拡散モデルが有効であることが示唆される。

4. おわりに

本稿では、提案する自己教師あり可変形2D/3D位置合わせモデルによる腹腔鏡画像に対する位置合わせ性能を評価した。実験により、従来モデルと比較して、提案手法では位置合わせ精度が向上することを確認した。また、局所変形モデルを組み合わせることで術中に生じる変形の再現を試みた。

謝 辞

本研究は日本学術振興会科研費補助金基盤研究(A)24H00795及び基盤研究(B)24K02534の支援による。

文 献

- [1] J. Tokuno, T.F. Chen-Yoshikawa, M. Nakao, T. Matsuda, and H. Date. Resection process map: A novel dynamic simulation system for pulmonary resection. *The Journal of thoracic and cardiovascular surgery*, Vol. 159, No. 3, pp. 1130–1138, 2020.
- [2] M. Nakao, M. Nakamura, and T. Matsuda. Image-to-graph convolutional network for 2D/3D deformable model registration of low-contrast organs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 41, No. 12, pp. 3747–3761, 2022.
- [3] N. Haouchine, P. Juvekar, M. Nercessian, W.M. Wells III, A.J. Golby, and S.F. Frisken. Pose estimation and non-rigid registration for augmented reality during neurosurgery. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 69, pp. 1310–1317, 2021.
- [4] B. Koo, M.R. Robu, M. Allam, M. Pfeiffer, S. Thompson, K. Gurusamy, B.R. Davidson, S. Speidel, D.J. Hawkes, D. Stoyanov, and M.J. Clarkson. Automatic, global registration in laparoscopic liver surgery. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol. 17, pp. 167–176, 2022.
- [5] T. Oya, Y. Kadomatsu, T. F. Chen-Yoshikawa, and M. Nakao. 2D/3D deformable registration for endoscopic camera images using self-supervised offline learning of intra-operative pneumothorax deformation. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Vol. 116, p. 102418, 2024.
- [6] 小林真実, 木戸口勇気, 小木曾聡, 西野裕人, 中尾恵. オフライン学習を用いた腹腔鏡画像に対する形状位置合わせ. 電子情報通信学会技術報告 (MI), 2024.
- [7] M. Kobayashi, Y. Kidoguchi, S. Ogiso, H. Nishino, and M. Nakao. Shape registration for laparoscopic images using offline diffusion learning. *2025 47th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 1–6, 2025.
- [8] I. Mhiri, D. Pizarro, and A. Bartoli. Neural patient-specific 3D – 2D registration in laparoscopic liver resection. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol. 20, pp. 57–64, 2024.
- [9] X. Qin, Z. Zhang, C. Huang, M. Dehghan, OR. Zaiane, and M. Jagersand. U2-net: Going deeper with nested u-structure for salient object detection. *arXiv:2005.09007v3*, 2022.
- [10] M. Labrunie, M. Ribeiro, F. Mourthadhoi, C. Tilmant, B.L. Roy, E. Buc, and A. Bartoli. Automatic preoperative 3D model registration in laparoscopic liver resection. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol. 17, pp. 1429–1436, 2022.