

非剛体位置合わせの全体最適化による 連続組織切片からの 3 次元復元

船富 卓哉^{1, a)} 山田 重人³ 宇都宮 夏子³ 藤村 友貴¹ 櫛田 貴弘¹ 向川 康博¹

概要

本研究では、1つの組織から製作された数百の切片から元の 3 次元形状を復元することを目的とする。各切片には製作過程における物理的な歪みが生じているため非剛体位置合わせが必要となるが、多数の切片を逐次位置合わせすると変形が蓄積する問題が生じる。そこで、各画像における変形の補償を極力抑えるよう全体最適化を行う手法を提案する。連続組織切片画像に対して非剛体位置合わせの全体最適化を行った結果に対する定量評価の結果を示す。

1. はじめに

京都大学先天異常標本解析センターには器官形成期のヒト胚子標本が所蔵されている [5]。中でも、正常例と外表異常例それぞれ約 500 例ずつについて製作された連続組織切片は、顕微鏡によって細胞レベルの詳細な観察が可能であり、ヒトの発生過程を解明する上で極めて貴重な資料である。一方、1つの試料に対応する切片は多いもので数千にもなるため、スライドガラス上に並べられた多数の切片から元の 3 次元的な形態を把握することは非常に困難である。現代であれば、位相差 X 線 CT [6] や MRI などの 3 次元イメージングを行った後で組織切片を製作することで、各切片を元の 3 次元的な形態に対応付けるアプローチ [1] をとることができる。しかし、ヒト胚子の標本は新規収集が極めて困難であるため、新規に切片を製作することはできない。そこで本研究は、既存の試料を最大限活用するため、連続組織切片を顕微鏡で撮影した画像から元の 3 次元的な形態を復元することを目標としている。

2. 連続組織切片からの 3 次元復元

連続組織切片画像からの 3 次元復元には大きく 2 つの課題がある。1 つめは、切片作製における物理的な加工によって、各切片に幾何学的な歪みが生じている点 (図 1(a))

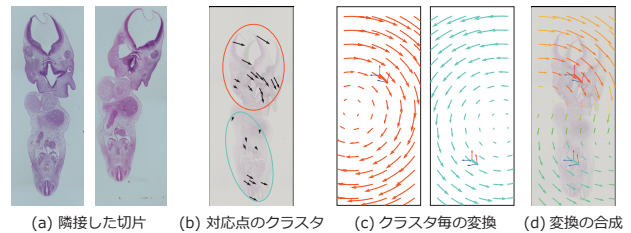


図 1: 変換の合成による画像位置合わせ [7]

であり、画像位置合わせでは変形の補償が求められる。Free-Form-Deformation [4] や変分法 [2] に基づく手法などにより、隣接する切片対の画像を直接比較し、変形場を推定するアプローチがある。しかし、画像の直接比較は変形が大きい場合に失敗することがある。これに対し我々は、大きな変形にも対処可能な手法として、特徴点の対応付けに基づく非剛体位置合わせ手法を提案した [7]。対応関係は疎にしか得られないため、他の大多数の画素をどう変形させるかが問題となる。この手法では変形が大局的に滑らかであると仮定し、特徴点対応から推定した局所領域での剛体変換 (並進 + 回転) を空間的に補間することで変形場を表現した。局所領域での変換として、 K 個のクラスタに分けた特徴点对 (図 1(b)) それぞれで剛体変換 $y_k \in SE(2)$ を推定した (図 1(c))。これを空間的に補間 (図 1(d)) する手法として、幾何変換のスパースカーネル回帰を定式化した。

2 つめとして、本研究が対象とする標本は切片数が数百程度とかなり多い点である。連続組織切片からの 3 次元復元では、切片画像を逐次位置合わせすることが多いが、位置合わせが途中で失敗すると断絶が生じる。また、非剛体位置合わせを逐次的に行うと、変形が蓄積するため、次第に元の形から大きく変形してしまう。

3. 提案手法

本稿では、変形が蓄積する問題の解決を目指す。提案手法では逐次的に画像を位置合わせするのではなく、近傍にある切片間で多数の位置合わせを行い、各画像の変形をできるだけ抑えつつ位置合わせを行えるよう、グラフ構造に基づいた全体最適化を行うアプローチを取る。近傍の切片

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

² 科学技術振興機構 さきがけ

³ 京都大学

^{a)} funatomi@is.naist.jp

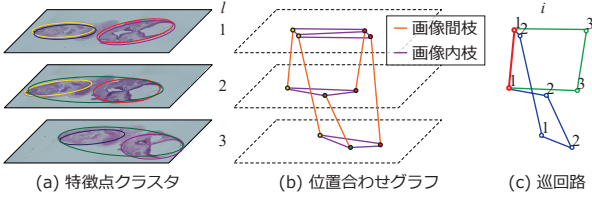


図 2: 位置合わせグラフの例.

対に対する位置合わせでは, [7] と同様, 局所的剛体変換群を推定し, これを対象とした最適化を行う.

3.1 位置合わせグラフ

まず, 各画像対における特徴点対の局所クラスタを節点とする. また, 特徴点対のクラスタ同士を位置合わせする局所的剛体変換を, それぞれの節点を結ぶ枝に関連付ける. このグラフを本稿では**位置合わせグラフ**と呼ぶ.

図 2 に位置合わせグラフの例を示す. l 番目の画像を I_l と表記する. I_l における i 番目の節点を $\mathbf{x}_{l,i}$ と表記する. なお, 数式中ではクラスタを代表する画像上での同次座標を表すこととする. また, 特徴点クラスタ $\mathbf{x}_{l,i}$ を $\mathbf{x}_{m,j}$ に位置合わせする局所的剛体変換を $r_{m,j}^{l,i} \in \text{SE}(2)$ と表記する. なお, 提案手法ではこれを最適化の変数とし, 画像特徴から推定された局所的剛体変換を $\tilde{r}_{m,j}^{l,i}$ と表記する. この時, 次式が成り立つ.

$$\mathbf{x}_{m,j} = \tilde{r}_{m,j}^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} \quad (1)$$

なお, 剛体変換 $\tilde{r}_{m,j}^{l,i}$ は 3×3 の行列で表現され, 同次座標 $\mathbf{x}_{l,i}$ に対して積で作用する. グラフにおいて $r_{m,j}^{l,i}$ は $\mathbf{x}_{l,i}$ から $\mathbf{x}_{m,j}$ への有向枝に対応し, 逆向きの $\mathbf{x}_{m,j}$ から $\mathbf{x}_{l,i}$ への枝にはその逆変換 $r_{l,i}^{m,j} = (r_{m,j}^{l,i})^{-1}$ が対応する. 図 2(b) では丸が節点, 橙色の線が双方向の有向枝を示し, 本稿ではこの枝集合を**画像間枝** $\mathcal{E}_{\text{inter}}$ と呼ぶ.

位置合わせグラフではもう 1 種類, 同一の画像内にある節点同士を結ぶ枝を定義する. 図 2(b) では紫色の線が対応し, この枝集合を**画像内枝** $\mathcal{E}_{\text{intra}}$ と呼ぶ. なお, 画像内枝は同一画像内で配置された節点集合に対して Delaunay 図を構成することで作成する. また, 同一の画像対を対象とした位置合わせに関与する任意の節点間にも枝を張った. 画像内枝も全て有向枝であり, 各画像の変形に応じた剛体変換を対応付ける. 各画像は歪んでいないと仮定すると, 同一画像内の全ての節点には同一の変換が施されることになる. この場合, 節点間の相対変換は全て恒等変換 \mathbf{I} となるため, これを推定値 $\tilde{r}_{l,j}^{l,i}$ として定める.

3.2 各節点に対する変換

提案手法では各枝の剛体変換を最適化するが, $r_{m,j}^{l,i}$ はあくまで, 画像の局所領域対 $(\mathbf{x}_{l,i}, \mathbf{x}_{m,j})$ に対する相対的な変換である. しかし, 位置合わせのために画像を変形するた

めには, 各節点 $\mathbf{x}_{l,i}$ に作用させる絶対的な変換が必要となる. この変換を $y^{l,i}$ と表記すると, 以下の関係が成り立つ.

$$y^{m,j} \mathbf{x}_{m,j} = y^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_{m,j} = (y^{m,j})^{-1} y^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} = r_{m,j}^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} \quad (3)$$

$$r_{m,j}^{l,i} = (y^{m,j})^{-1} y^{l,i} \quad (4)$$

全ての節点に対する絶対変換 $\{y\}$ が定めれば, 節点間の相対変換 $\{r\}$ は全て定まる. しかし, 節点間の相対変換が全て無矛盾に定まったとしても, 各節点の絶対変換には自由度が残る. これは, 全ての節点に対する絶対変換に任意の変換を作用させた場合にも, 節点間の相対変換は不変となることから容易に分かる. そのため, 最適化で得られた節点間の相対変換から全ての節点に対する絶対変換を求め際には以下の手順で行うこととした.

- (1) ある任意の節点に恒等変換を割り当て, その節点を根とする最小全域木を位置合わせグラフから構築する. 木の構築の際に用いる枝のコストは 3.5 節で述べる.
- (2) 木を辿りながら各節点の絶対変換を求める. 親節点の絶対変換 $y^{l,i}$ とその枝に相対変換 $r_{m,j}^{l,i}$ が与えられた時, 式 (4) から子節点の絶対変換 $y^{m,j}$ は下式となる.

$$y^{m,j} = y^{l,i} r_{l,i}^{m,j} \quad (5)$$

以上により, 各画像の全ての節点 $\mathbf{x}_{m,j}$ について絶対変換 $y^{m,j}$ が定まる. あとはスパース回帰の枠組みで変形場の回帰モデル推定し [7], 各画素座標に施す変換を推定する.

3.3 誤差関数の定義

以下では, 位置合わせグラフの全ての枝に関係づけられた剛体変換の最適化について述べる.

3.3.1 剛体変換に対する計量

最適化のためには 2 つの剛体変換 $r, r' \in \text{SE}(2)$ に対する計量が必要となる. 回転変換 $\text{SO}(3)$ には一般的な計量を与えられるが, 剛体変換 $\text{SE}(2)$ は並進を含むため自明ではない. ただし, 本手法で扱う最適化問題においては, 変換が単体で与えられることはなく, 各節点が画像上での座標を持つ. そこで以下では, 最適化で考慮する項目ごとに, 変換に対する計量を定義する. 以降, 座標 \mathbf{x} における変換 y, y' の計量を $d_{\mathbf{x}}(y, y')$ と表記し, \mathbf{x} が変換された先の Euclid 距離とする.

$$d_{\mathbf{x}}(y, y') = \|y \mathbf{x} - y' \mathbf{x}\|_2^2 \quad (6)$$

3.3.2 局所位置合わせに対する忠実性

画像間枝に対する計量として, 画像位置合わせの精度を評価する (図 3(a)). 特徴点クラスタ $\mathbf{x}_{l,i}$ を $\mathbf{x}_{m,j}$ に位置合わせする局所的剛体変換として, 画像特徴から推定された $\tilde{r}_{m,j}^{l,i}$ をそのまま用いれば $\mathbf{x}_{l,i}$ が $\mathbf{x}_{m,j}$ に合うよう変形され

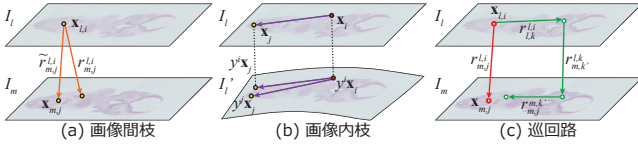


図 3: 変換の誤差評価.

る。これを基準に、最適化変数 $r_{m,j}^{l,i}$ を用いた場合の位置合わせ精度を次式によって評価する。

$$\mathcal{L}_{\text{regist}}(r_{m,j}^{l,i}) = d_{\mathbf{x}_{l,i}}(r_{m,j}^{l,i}, \tilde{r}_{m,j}^{l,i}) = \left\| r_{m,j}^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} - \mathbf{x}_{m,j} \right\|_2^2 \quad (7)$$

なお、逆向きの枝に対する計量は

$$d_{\mathbf{x}_{m,j}}(r_{l,i}^{m,j}, \tilde{r}_{l,i}^{m,j}) = \left\| r_{l,i}^{m,j} \mathbf{x}_{m,j} - \mathbf{x}_{l,i} \right\|_2^2 \quad (8)$$

となる。これらは異なる値に見えるが、任意の剛体変換の下で 2 点間の距離は不変であることから、

$$\begin{aligned} \left\| r_{l,i}^{m,j} \mathbf{x}_{m,j} - \mathbf{x}_{l,i} \right\|_2^2 &= \left\| r_{m,j}^{l,i} r_{l,i}^{m,j} \mathbf{x}_{m,j} - r_{m,j}^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} \right\|_2^2 \\ &= \left\| \mathbf{x}_{m,j} - r_{m,j}^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (9)$$

となり、対称性が成り立つ。

3.3.3 単一画像の剛性

画像内枝に対する計量として、単一画像の変形量进行评估する (図 3(b))。画像内枝で結ばれた 2 つの節点 $(\mathbf{x}_{l,i}, \mathbf{x}_{l,j})$ は、それぞれ最適化された変換によって $(y^{l,i} \mathbf{x}_{l,i}, y^{l,j} \mathbf{x}_{l,j})$ に変形される。任意の剛体変換の下で 2 点間の距離は不変であることから、変形後の 2 節点間の距離は画像内枝に関連付けられた変換 $r_{l,i}^{l,j}$ を用いて以下のように書き直せる。

$$\begin{aligned} \left\| y^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} - y^{l,j} \mathbf{x}_{l,j} \right\|_2^2 &= \left\| (y^{l,j})^{-1} \left(y^{l,i} \mathbf{x}_{l,i} - \mathbf{x}_{l,j} \right) \right\|_2^2 \\ &= \left\| r_{l,i}^{l,j} \mathbf{x}_{l,i} - \mathbf{x}_{l,j} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (10)$$

画像の変形が小さいことの必要条件として、2 点間の距離があまり変わらないことを要請することとし、その比率が 1 からどの程度離れているかを下式によって評価する。

$$\mathcal{L}_{\text{rigid}}(r_{l,i}^{l,j}) = \left(\frac{\left\| r_{l,i}^{l,j} \mathbf{x}_{l,i} - \mathbf{x}_{l,j} \right\|_2^2}{\left\| \mathbf{x}_{l,i} - \mathbf{x}_{l,j} \right\|_2^2} - 1 \right) \quad (11)$$

逆向きの枝に対する対称性は自明である。

3.3.4 巡回路による制約

ある枝 $r_{m,j}^{l,i}$ に着目した際、節点 $\mathbf{x}_{l,i}$ から節点 $\mathbf{x}_{m,j}$ への別の経路を辿ったとしても、剛体変換の合成結果が $r_{m,j}^{l,i}$ と同じになることを要請する。そのため、位置合わせグラフ上での経路に沿った剛体変換の合成を評価する。式 (4) から 2 つの枝の剛体変換の合成は下式となる。

$$r_{m,j}^{l,i} = r_{m,j}^{n,k} r_{n,k}^{l,i} \quad (12)$$

Algorithm 1 SE(2) を変数とした最適化

Input: 初期値 $\{r_0 \in \text{SE}(2)\}$, 学習率 $\alpha \in \mathbb{R}$, 誤差関数 $\mathcal{L}_{\text{all}}(\mathcal{E}) \in \mathbb{R}$

Output: 最適値 $r \in \text{SE}(2)$

```

for  $i = 1$  to  $\text{Iter}$  do
     $\mathbf{v} \leftarrow 0 \in \mathfrak{se}(2)$ 
     $L \leftarrow \mathcal{L}_{\text{all}}(\{\text{Exp}_{r_i}(\mathbf{v})\})$ 
     $\Delta \mathbf{v} \leftarrow -\alpha \frac{\partial L}{\partial \mathbf{v}}$ 
     $r_{i+1} \leftarrow \text{Exp}_{r_i}(\Delta \mathbf{v})$ 
end for
    
```

$\mathbf{x}_{l,i}$ から $\mathbf{x}_{m,j}$ への経路の集合を $\mathcal{P}_{m,j}^{l,i}$, ある経路 $p_{m,j}^{l,i}$ に対し経路順に枝の変換を合成したものを $\Pi(p_{m,j}^{l,i})$ と表記する。

巡回路に対する計量として、ある枝の変換と別の経路に沿って合成した変換による変換先の距離を次式で評価する。

$$\mathcal{L}_{\text{loop}}(r_{m,j}^{l,i}) = \sum_{p_{m,j}^{l,i} \in \mathcal{P}_{m,j}^{l,i}} d_{\mathbf{x}_{l,i}}(r_{m,j}^{l,i}, \Pi(p_{m,j}^{l,i})) \quad (13)$$

評価式は本質的に 3.3.2 節と同様、逆向きの枝でも同じ値となり、対称性が成り立つ。

3.4 最適化

グラフ上の枝集合 $\mathcal{E} = \mathcal{E}_{\text{inter}} \cup \mathcal{E}_{\text{intra}}$ に対し上述の計量を評価し、その総和を最小化する $\{r\}$ を求める。この際、巡回路についてはあまりに長い経路を含めると膨大な数になることから、経路長 $|p_{m,j}^{l,i}|$ に上限値を設けた。また、全ての計量で対称性が成り立つことから、枝で接続された全ての節点間で一方方向のみの評価とした。

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{all}}(\mathcal{E}) &= \frac{\lambda_{\text{regist}}}{|\mathcal{E}_{\text{inter}}|} \sum_{r \in \mathcal{E}_{\text{inter}}} \mathcal{L}_{\text{regist}}(r) + \frac{\lambda_{\text{rigid}}}{|\mathcal{E}_{\text{intra}}|} \sum_{r \in \mathcal{E}_{\text{intra}}} \mathcal{L}_{\text{rigid}}(r) \\ &\quad + \frac{\lambda_{\text{loop}}}{|\mathcal{E}|} \sum_{r \in \mathcal{E}} \mathcal{L}_{\text{loop}}(r) \end{aligned} \quad (14)$$

ここで λ はそれぞれの計量に対する重みである。なお、 $\mathcal{L}_{\text{rigid}}(r)$ は比率（無次元量）であるのに対し、 $\mathcal{L}_{\text{regist}}(r), \mathcal{L}_{\text{loop}}(r)$ は画像内での Euclid 距離である。後者の値が画像の解像度によって大きく変化しないよう、 \mathbf{x} の値を画像の大きさで正規化した。

式 (14) を最小化する方法として、今回は勾配法を用いることとし、計算はすべて PyTorch によって実装した。本手法では $\{r\}$ が最適化の対象となるが、これは SE(2) 上の多様体を成す。そのため、 r における接平面上でのベクトル $\mathbf{v} \in \mathfrak{se}(2)$ を変数とし、勾配 $\frac{\partial \mathcal{L}_{\text{all}}(\mathcal{E})}{\partial \mathbf{v}}$ は PyTorch の自動微分機能を利用して求めた。また、変数の更新には指数写像を用いた。単純な勾配法における変数更新のアルゴリズムを Algorithm 1 に示す。ただし、実装では勾配法のアルゴリズムとして PyTorch に実装されている Adam を用いた。

3.5 最小全域木の構築

3.2 節で述べたように、全ての節点に対する絶対変換 $\{y\}$ を定めるため、位置合わせグラフから最小全域木を構築す

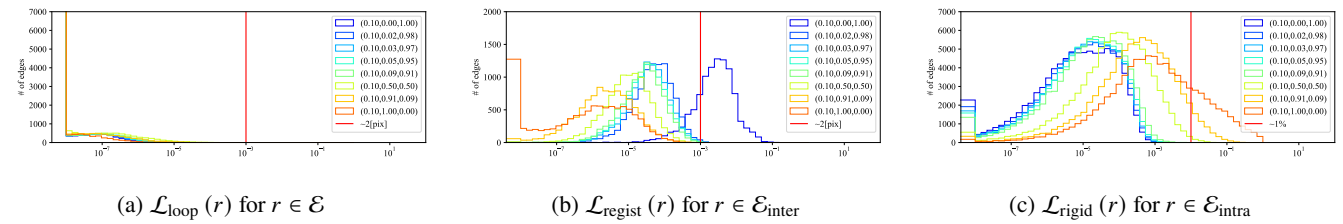


図 4: 位置合わせグラフの枝における計量の分布

る。この際、3.3.4 節で述べた巡回路に対する制約が全て満たされていれば、どのように枝を辿っても全節点の絶対変換は根とする節点の選択にしか依存しない。しかし実際には $\mathcal{L}_{loop}(r) = 0$ とはなっていないため、ここでは巡回路との整合性が取れた枝を優先的に選択しながら節点を辿ることとした。具体的には、各枝に重みとして $\mathcal{L}_{loop}(r)$ を設定し、最小全域木を Kruskal 法によって構築した。

4. 評価実験

4.1 評価に用いたデータ

ある連続組織切片画像群 190 枚を用い、実験を行った。各切片から近傍 5 枚の切片に対し、SuperGlue [3] によって特徴点对を取得した。k-means クラスタリングを施した後、OpenCV に実装された RANSAC-based universal framework (USAC) を用いて、各クラスタ対で局所的剛体変換を求めた。この際、 $k = [1, 16]$ として様々なクラスタを求め、得られた特徴点对全体を最も精度よく位置合わせするような変形場をモデル化 [7] できる変換群を選択した。

さまざまな切片対に対して得られた局所的剛体変換群から位置合わせグラフを構築した。その結果、節点数 10,098、枝数 99,652 (画像内枝:89,554, 画像間枝:10,098) のグラフが得られた。また、各画像間枝に対しては 6 本以下、画像内枝に対しては 3 本以下の枝を経由して構成できる巡回路を全て求めた結果、4,897,625 種類の巡回路が得られた。これらに対して先述の計量を求め、各枝に関連付けられた剛体変換の最適化を行った。

最適化の初期値は全て恒等変換 \mathbf{I} 、学習率 $\alpha = 0.05$ とし、5,000 回繰り返した。ただし、学習率については 5×10^{-5} から始め、最初の 100 回の間は線形に増加するように設定した。なお、最適化計算は GPU(NVIDIA A100) 上で実行し、1 回の計算で約 3 秒、全部でおよそ 3 時間を要した。

4.2 重みと各計量の値の分布

本実験では λ をさまざまに設定し、それによる計量の分布を評価した。図 4 は、最適化後の各枝における計量値のヒストグラムである。計量値の絶対的な指標として、各ヒストグラムに赤線を示した。これは $\mathcal{L}_{loop}(r)$ 、 $\mathcal{L}_{regist}(r)$ については画像サイズの 0.1% に相当する値であり、各切片画像はおよそ 2,000pix であったことから、およそ数 pix

程度に対応する。また、 $\mathcal{L}_{rigid}(r)$ については 1% の伸縮に相当する。結果から、重みの設定のほとんどにおいて $\mathcal{L}_{loop}(r)$ は十分小さな値に収束していることが見て取れる。また、 λ_{regist} 、 λ_{rigid} の大小によって $\mathcal{L}_{regist}(r)$ 、 $\mathcal{L}_{rigid}(r)$ の分布が大きく変わることが見て取れる。今回試行した中では、 $(\lambda_{loop}, \lambda_{regist}, \lambda_{rigid}) = (0.1, 0.09, 0.91)$ (以降、 λ_{Best}) とした場合、ほとんどの計量が絶対的な指標を下回り、バランスの良い結果が得られていることが示唆された。

4.3 3次元再構成結果

連続切片画像の位置合わせ結果を示すため、画像の積層方向と垂直な方向での横断面を図 5 に示す。横断面においても概ね滑らかな形状が現れており、位置合わせがうまく行っていることが見て取れる。一方で、少し低周波な歪みが現れており、大局的な歪みを抑えることはできていないことが窺える。今回は近傍 5 枚の画像で位置合わせグラフを構築し最適化したため高周波な歪みは抑えられているが、位置合わせの対象を広げても、組織の構造の差が大きくなるため対応関係を構築することが難しく、低周波な歪みの軽減にはつながらなかった。これは本手法の限界である。



図 5: 3次元再構成結果の横断面

5. まとめ

本稿では、数百枚からなる連続組織切片画像からの 3 次元復元を目的として、逐次的非剛体位置合わせにおいて変形が蓄積する問題を解決するため、近傍画像の位置合わせ結果を考慮して最適化する手法を提案した。その結果、適切な重みを設定することで、変形を極力抑えた非剛体位置合わせが実現でき、多数の切片画像を位置合わせすることで発生する変形が蓄積する問題を抑えられることを定量的に示した。

謝辞

本研究は JST さきがけ JPMJPR2025 の支援を受けた。

参考文献

- [1] Ceritoglu, C., Wang, L., Selemon, L., Csernansky, J., Miller, M. and Ratnanather, J. T.: Large deformation diffeomorphic metric mapping registration of reconstructed 3D histological section images and in vivo MR images, *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol. 4, pp. 1–11 (2010).
- [2] Hermann, J., Brehmer, K., Jankowski, V., Lellig, M., Hohl, M., Mahfoud, F., Speer, T., Schunk, S. J., Tschernig, T., Thiele, H. and Jankowski, J.: Registration of Image Modalities for Analyses of Tissue Samples Using 3D Image Modelling, *PROTEOMICS - Clinical Applications*, Vol. 15, No. 1, p. 1900143 (2021).
- [3] Sarlin, P.-E., DeTone, D., Malisiewicz, T. and Rabinovich, A.: SuperGlue: Learning Feature Matching With Graph Neural Networks, *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4937–4946 (2020).
- [4] Wang, C.-W., Gosno, E. B. and Li, Y.-S.: Fully automatic and robust 3D registration of serial-section microscopic images, *Scientific reports*, Vol. 5, No. 1, pp. 1–14 (2015).
- [5] Yamaguchi, Y. and Yamada, S.: The Kyoto collection of human embryos and fetuses: history and recent advancements in modern methods, *Cells Tissues Organs*, Vol. 205, No. 5-6, pp. 314–319 (2018).
- [6] Yoneyama, A., Yamada, S. and Takeda, T.: Fine Biomedical Imaging Using X-Ray Phase-Sensitive Technique, *Advancing Biomedical Engineering* (Gargiulo, G. D. and McEwan, A., eds.), IntechOpen, Rijeka, chapter 7 (2011).
- [7] 船富卓哉, 山田重人, 藤村友貴, 櫛田貴弘, 向川康博: 幾何変換の合成に基づく変形場のスパースモデリング, 第 25 回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2022), No. OS1B-2, pp. 1–4 (2022).