カーネル密度関数の局所変形に基づく線状構造物に対する非剛体イメージアライメント手法の開発

綿島正剛[1,5]，徳永旭将[1,5]，久下小百合[2,5]，石原健[2,5]，飯野雄一[3,5]，吉田亮[4,5]

1.　九州工業大学・情報工，2. 九州大学・理，3.東京大学・理，4. 統計数理研究所，5. JST，CREST

はじめに 我々は線虫 C. エレガンスというモデル生物を用い，与えられた刺激に対する神経回路の動作原理の解明を目指した研究に取り組んでいる．線虫の神経系は 302 個の神経細胞からなり，その神経結合は全て同定されている．一方で，その神経回路でどのように感覚−運動変換が実現されているのか，分子レベル・細胞レベルの理解には至っていない.現在までに我々は，線虫の単一ニューロンに神経活動の指標となるカルシウムプローブを発現させ，蛍光顕微鏡によってその時間変化を高時間分解能で計測可能なシステムを開発してきた．そこで得られた画像データから，神経細胞ごとの神経伝達特性を定量化する解析を行っている.一般に，動態計測データ（生物が生きた状態で計測したデータ）から生体内ダイナミクスの違いを定量化するには，計測対象の姿勢変化や個体差が大きな問題になる.そこで，姿勢変化や個体差を補正するイメージアライメント技術が重要となる．本講演では，神経突起や血管といった従来のイメージアライメント技術では補正が困難だった線状構造物体に対し，高精度の補正を可能とする非剛体イメージアライメント法について紹介する.

イメージアライメント 2 つ以上の異なる画像を共通の座標系に変換する処理は，イメージアライメントと呼ばれる．その際に，補正の基準となる画像を参照画像，補正対象となる画像をターゲット画像と呼ぶ．既存のアライメント法では，参照画像とターゲット画像の特徴点や輪郭線の最適な対応関係を求めるものや，画像輝度/輝度勾配の相関を最大化するものが一般的である．さらに，補正対象物を剛体として扱うものと，非剛体として扱うものに分けられる．生物画像や医療画像の補正では，生体組織は自由変形でき構造も複雑なことから，必然的に画像輝度を用いた非剛体イメージアライメントが用いられることが多い．既存の非剛体イメージアライメント法では，画像空間上に画像の局所空間変形の度合いを決める制御点を等方配置し，B スプライン関数などを用いて滑らかさを保持しつつ，参照-ターゲット画像間の非剛体変換を実現する制御点配置を勾配法などで反復的に求める．しかしながら，最小化すべき目的関数の勾配や曲率が複雑な形になることから,オイラー法などの差分に基づき更新方向が決められることが多いため，最適化プロセスが安定ではない．補正対象物体が比較的単純な形状であれば問題ないが，血管や神経突起のような線状構造物の補正では，損失関数（画像間非類似度）を効果的に減少させられないという問題がある.

提案手法 本研究では，カーネル密度関数の局所的空間変形と EM アルゴリズムのアイディアに基づき，線状構造物を高精度で位置合わせ可能なイメージアライメント手法を提案する．はじめに，2 次元の標準画像と参照画像に対し，カーネル密度推定によりデジタル画像から連続関数への変換を行う．ここで，標準画像のピクセル座標を $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^2 \left(\boldsymbol{i}=1,\cdots,\boldsymbol{n}\right)$，各ピクセルの輝度値を正規化したものを $\boldsymbol{w}_i^{(r)} \geq 0, \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{w}_i^{(r)} = 1$ とすると，カーネル密度関数は $\boldsymbol{p}^{(r)}(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{w}_i^{(r)} \boldsymbol{k}\left(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_i\right)$ として得られる．一方，位置補正後のターゲット画像のピクセル座標を $\boldsymbol{\phi}_j \in \mathbb{R}^2 \left(\boldsymbol{j}=1,\cdots,\boldsymbol{n}\right)$ とすると，そのカーネル密度関数は経験分布を用いて $\boldsymbol{p}^{(t)}(\boldsymbol{x}) = \sum_{j=1}^{n} \boldsymbol{w}_j^{(t)} \boldsymbol{\delta}\left(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\phi}_j\right)$ として得られる．提案手法では，これら 2 つの密度関数間の KL 情報量を最小化することにより，最適な変換 $\boldsymbol{x}_i \to \boldsymbol{\phi}_j$ を推定する．KLD 最小化には EM アルゴリズムに基づくオプティマイザにより,混合ガウスモデル推定と同様のアナロジーで勾配を直接計算せずにロバストな最適化を達成する.また，補正対象物体のトポロジーを保存するための変形モデルを正則化に導入し，計算コストを抑えるための制御点のアダプティブ配置とピクセルの逐次サンプリングを行う．講演では，血管や神経突起を想定した線状構造物のテストデータ（図 1）を用い，提案手法が非剛体イメージアライメントの代表的な既存手法よりも効果的に線状構造物体の位置合わせが可能であることを定性的・定量的に示す(図 2).

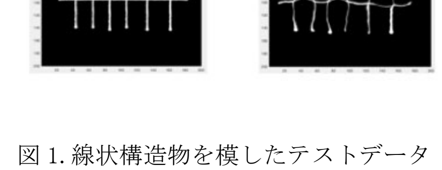

図 1.線状構造物を模したテストデータ

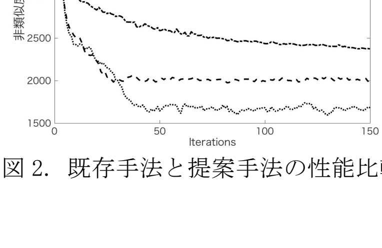

図 2. 既存手法と提案手法の性能比較