オンライン線形判別分析による 生体連続断面画像からの関心領域自動抽出

中島 佳奈子 ^{†‡}, 平岡 和幸[♯], 横田 秀夫[§], 姫野 龍太郎 ^{†‡}, 三島 健稔 ^{†‡}

1 はじめに

現在、生体の内部構造を観察するために、コンピュータ内に生体組織形状の高精 細な三次元モデルを構築する研究が行われている。この三次元モデルの構築により、 軟組織や複雑な形状の組織、組織の位置関係等が任意の視点から観察可能となり、 生物学・医学、教育等、幅広い分野の飛躍的前進が期待できる。

生体組織形状の高精細な三次元モデルを構築するためには、各組織を詳細に撮影し た断面画像が必要である。従来、断面画像取得装置として、MRI(Magnetic Resonance Imaging)やX線CT(Computed Tomography)スキャナーが用いられている。現在、 これらの装置より取得された断面画像を基に骨格や人体等の三次元モデルが構築さ れ、視覚による生体内構造の理解や治療支援に活用されている。しかし、これらの 装置で得られる断面画像は、グレースケールであり、多数の組織が隣接して存在す る場合や、組織同士の色が似ている場合等は、画像上の組織間の差位が少なく、そ れらの組織を観察することは困難である。一方、近年理化学研究所において開発さ れた3次元内部構造顕微鏡(3D-ISM)[1]では、画像中心軸のずれないフルカラーの 高精細な生体連続断面画像を取得することが可能である。よって、3D-ISMによる 生体連続断面画像から関心組織¹の領域のみを抽出することで、関心組織の連続断 面画像を得、高精細な三次元モデルが構築できる。この領域抽出は、未知である生 体内部の構造を対象としているので、領域抽出データの正解が存在しない。そのた め、現在は、解剖学知識を持つ専門家の目視により領域が判断され、手作業により 領域抽出が行われている。しかし、3D-ISM で得られる画像は最大数十万枚にも及

¹領域抽出の対象となる組織

関心組織の領域を関心領域と呼ぶ

び、人手による抽出作業は大変な労力と時間を要する。さらに、関心領域を判断す るための判断基準が定量化されていないので、抽出者は主観より領域の判断を行う ことが多い。そのため、現在の抽出処理では、抽出されたデータの信頼性は低く、 客観性を主張することが困難である。以上のことより、関心領域の抽出処理の自動 化が切望されている。

領域抽出は、各領域をクラスと捉えたクラス分け問題を解くと考えることがで き、パターン認識の手法を用いて領域抽出が行える。3D-ISM による連続断面画像 は、断面の進行に伴い徐々に画像が変化する。そのため、抽出処理の自動化には、 断面毎に適した判断基準を自動的に設定する必要がある。更に、この領域抽出には 正解となる判断基準が存在しないので、手動抽出データを基に設定せざるを得な いが、極力主観的判断を減らすことが望ましい。そこで本研究では、線形判別分析 (Linear Discriminant Analysis:LDA)を逐次処理型に拡張したオンライン線形判別 分析 (Online LDA)を用いる [2]。OLDA は、LDA よりも少ない計算量とメモリで LDA と同等な判別結果を得ることができる [3]。さらに、逐次処理型であるので、あ る任意の断面では手動抽出データを判断基準の初期設定として用い、それ以降の断 面では OLDA により自動設定する判断基準を用いることで、人の主観的判断を大 幅に削減した客観的データの抽出が実現できると考える。

本稿では、提案した OLDA を用いて人眼球連続断面画像から水晶体の領域を抽 出し、手動抽出データと比較を行った結果、どの断面画像においても 94%以上とい う高い一致度を得たので、これを報告する。

オンライン線形判別分析 (OLDA)

パターン認識手法として従来用いられる手法の一つに、LDA がある。LDA は、 判別するデータxと各クラス平均 $\overline{x^c}$ を、図1のように高次元のデータ空間から低 次元の判別空間へ線形変換し、判別空間におけるxと $\overline{x^c}$ のユークリッド距離を用 いて判別を行う。この際に、データ空間から判別空間へは

同一クラスにおけるデータ間の分散(クラス内分散)が単位行列となる

異なるクラスにおけるデータ間の分散(クラス間分散)を大きく

という指針に基づいて、線形変換を行う。この線形変換を行う行列を判別行列と呼ぶ。 クラス数を M とした場合、LDA では (L = M - 1) 次元への圧縮が有効とされている。そのため、判別行列 A は $N \times L$ 行列であり、N 次元のデータ空間から L次元の判別空間へ次元圧縮を行う。

この方針による判別の良否は判別行列に依存する。LDA においては、一般化固 有値問題を解くことで判別行列が決定される。そのため、判別行列を設定するため のデータを全て保持する必要がある。さらに、データがN次元である場合、LDA では判別行列の設定に $O(N^2)$ の計算量を必要とする。よってLDA は、3D-ISM の ように断面毎に判別行列を必要とするようなクラス判別には適さないと考えられて いる。



図 1: 判別空間におけるクラス判別

一方、OLDA では、データが追加される毎に式 (1) より、LDA と同等な判別行列 に近付くよう判別行列を逐次更新する [4]。

$$A(t) = A(t-1) + \eta [B(t)A(t-1)) - \frac{1}{2}B(t)A(t-1)A(t-1)^{T} \boldsymbol{w}(t)\boldsymbol{w}(t)^{T}A(t-1) - \frac{1}{2}\boldsymbol{w}(t)\boldsymbol{w}(t)^{T}A(t-1)A(t-1)^{T}B(t)A(t-1)]$$
(1)

ここで、 η は学習係数、B はクラス間分散行列、w はデータとクラス平均との差で あり、T は転置を表す。OLDA は、データの次元数がN のとき、実際の計算では $N \times N$ 行列を扱わず、O(NML) という少ない計算量でA(t) を設定する。さらに、 逐次処理型であるため、判別に用いるデータを全て保持しながら計算を行う必要が なく、メモリの節約が可能である。よって、本研究では 3D-ISM による連続断面画 像からの関心領域の抽出手法として、OLDA を用いる。

3 オンライン線形判別分析による関心領域の抽出

OLDA を領域抽出に適用するためには、特徴量とそれを用いた判断基準の設定が 必要である。本研究では、OLDA の適用方法を提案する。

3.1 特徴量の設定

専門家が、領域を判断する注目画素の色、近傍画素との関係、関心組織の形状等 に着目して抽出処理を行うことから、表1に示すような『色、テクスチャ、形状』 を表す量を特徴量として設定する。色の特徴量には、3D-ISM が RGB 値で色情報 を取得していることより RGB 値を用いる。また、テクスチャを表す量として高周 波成分を設定するために、1次微分と2次微分を求める。これより、画像の細かい 部分を特徴量として用いる。そして形状を表す量には、5×5の局所領域における濃 度平均、濃度分散、モーメント特徴である2次重心モーメントを用いる。これは、 局所領域において積分計算をしていると言えるので、画像の低周波成分を特徴量と して設定することと等価である。

feature 1		feature 2		feature 3				
R								
濃度平均		濃度分散		2次重心モーメント				
テクスチャ:局所領域 (5pixel × 5pixel)								
feature 4		feature 5		feature 6				
G								
濃度平均		濃度分散		の2次重心モーメント				
テクスチャ:局所領域 (5pixel × 5pixel)								
feature 7		feature 8		feature 9				
В								
濃度平均		濃度分散		2次重心モーメント				
テクスチャ:局所領域 (5pixel × 5pixel)								
feature 10	feature 11	feature 12	feature 13	feature 14	feature 15			
R		G		В				
1 次微分	2 次微分	1 次微分	2 次微分	1 次微分	2 次微分			
形状								
feature 16		feature 17		feature 18				
R		G		В				
色								

表 1: 断面画像から設定する特徴量

表1の特徴量を式(2)のように縦ベクトルとして並べ、18次元データとする。

$$\boldsymbol{x}(t) = \begin{pmatrix} \text{feature 1} \\ \text{feature 2} \\ \text{feature 3} \\ \vdots \\ \text{feature 17} \\ \text{feature 18} \end{pmatrix}$$

(2)

3.2 判断基準の設定

設定した 18 種類の特徴量を用いて領域決定のための判断基準を設定する。本研 究の対象とする関心組織の領域抽出には、正解となる判断基準が存在しないので、 専門家の判断基準を基に設定せざるを得ないが、この主観的判断の混入を極力削減 したい。そこで、判断基準の初期設定のみに手動抽出データを用い、以後は OLDA による抽出データを用いて自動的に判断基準を設定することで、抽出者の主観的判 断を大幅に削減し、客観的なデータの抽出が実現できると考える。これは、抽出者 の負担の軽減や処理時間の高速化の実現にも繋がる。

図2のようなS枚の連続断面画像Xから関心領域を抽出することを例とし、以下に、提案手法による判断基準の設定とそれを用いた領域抽出の手順について説明する。

判別行列の初期設定に用いる手動抽出データは、S枚の画像のうち、a番目の断面画像 X_a から $l(0 \le l \le S)$ 枚とする。判別行列設定に用いるデータx(t)は、設定に用いる断面画像において、ランダムに選出した画素が持つ18次元の特徴量である。この選出を画像サイズ分繰り返し、断面画像1枚分のデータとする。断面画像からの領域抽出は、設定した判別行列を用いて、抽出対象断面における各画素の18次元データを判別空間へ射影し、判別空間において画素毎に領域を判別し、その判別結果に基づいて領域抽出を行う。



図 2: 連続断面画像概略図

- OLDA による判断基準の設定とそれを用いた領域抽出(下方向の抽出)-

手順1 断面 X_a の手動抽出データを用い、判別行列 A_0 を更新する。 A_0 を用い て断面 X_a から関心領域を抽出する。断面 X_{a+1} の手動抽出データより A_0 を更新し、断面 X_{a+1} から関心領域を抽出する。 同様の操作を断面 $X_{a+2}, X_{a+3}, \dots, X_{a+l-1}$ について順次行い、判別行列 A_0 の初期設定とする。

- 手順2 判別行列 A₀を用いて、断面 X_{a+l} から関心領域を抽出する。 この領域抽出結果を用いて判別行列 A₀を更新し、判別行列 A とする。
- 手順3判別行列 A を用いて断面 X_{a+l+1} から関心領域を抽出する。 断面 X_{a+l+1} の領域抽出結果を用いて、判別行列 A を更新する。 同様の操作を断面 $X_{a+l+2}, X_{a+l+3}, \dots, X_S$ について順次繰り返す。

なお、 $a \neq 1$ である場合、断面 X_a 以上の処理は以下の手順により行う。 /---- OLDA による判断基準の設定とそれを用いた領域抽出 (上方向の抽出) –

手順1 断面 X_{a+l-1} の手動抽出データを用い、判別行列 A_0 を更新する。 A_0 を 用いて断面 X_{a+l-1} から関心領域を抽出する。断面 X_{a+l-2} の手動抽出デー タより A_0 を更新し、断面 X_{a+l-2} から関心領域を抽出する。 この処理を断面 X_a の領域抽出処理が終了するまで繰り返し、判別行列 A_0 の初期設定とする。

- 手順2 判別行列 A₀を用いて、断面 X_{a-1}から関心領域を抽出する。 この領域抽出データを用いて判別行列 A₀を更新し、判別行列 A とする。
- 手順3 判別行列 A を用いて断面 X_{a-2} から関心領域を抽出する。 断面 X_{a-2} の領域抽出データを用いて、判別行列 A を更新する。 同様の操作を断面 X_{a-3}, X_{a-4},..., X₁ について順次繰り返す。

以上の手順より、連続的に自動で判断基準の設定と関心領域の抽出を行う。

4 人眼球連続断面画像からの水晶体領域抽出

提案手法の有効性を検証するために、3D-ISM より取得された人眼球連続断面画 像から水晶体領域を抽出する実験を行った。提案手法の有効性は、提案手法による 抽出結果と、全断面に対して手動抽出データを用い、設定した判別行列による抽出 結果を比較することで検証する。実験設定を表2に示す。

提案手法より抽出した関心組織の領域抽出結果は、図3のような手動抽出領域と 自動抽出領域の一致度 *C* で評価する [6]。これは、式 (3) より求める。ここで、*n*(*d*) は領域 *d* 中の画素数である。

$$C[\%] = \frac{n(A) \cap n(B)}{n(A \cup B)} \times 100 \tag{3}$$

表 2: 実験設定

画像サイズ	640pixel×480pixel	
水晶体出現断面数	41 枚: (断面 149 ~ 断面 189)	
初期設定に用いる手動抽出データ	断面 150, 断面 151	
クラス数 <i>M</i>	2 クラス: (水晶体領域,水晶体以外領域)	
判別行列 A の初期値	[1,-1] 乱数	
学習係数	Aの大きさに対応した自動調整[5]	



図 3: 領域 A と領域 B の一致度

OLDA による抽出結果は、初期設定に用いる手動抽出データの断面、枚数により 異なる。そこで、初期設定に用いる手動抽出データの断面と枚数の組合せを変え、 実験を繰り返した結果、断面 150 と断面 151 の2 枚の手動抽出データを用いた場合、 最も高い精度が得られた。ここでの高い精度とは、抽出結果の平均一致度が最も 高く、断面 149 から断面 189 までの各一致度の分散が最も小さかったという意味で ある。



(a) 手動抽出データを用いた判別行列更新

(b) 提案手法による判別行列更新

図 4: OLDA による関心領域の抽出

図4より、提案手法による抽出結果は手動抽出データを用いて抽出を行った場合 とほぼ同等な結果が得られ、どの断面においても94.33%以上の一致度を得ている。 よって、提案手法は有効であると言える。また、最も高い精度を得た初期設定が、 150 断面から2枚の手動抽出データを用いた場合であることより、手動抽出データ の削減にともない、抽出者の負担軽減、主観的判断の混入を大幅に抑制することが 可能となったと言える。図5に、抽出結果の一部を示す。



⁽e) 断面 185(97.83%)

図 5: 提案手法による抽出結果と手動抽出データとの一致度(カラー図1)

5 クラス平均の調整による変化の追従

提案手法の検証実験より、提案手法は領域抽出への適用に有効であることが分かった。しかし、図4より、断面によって一致度が大きく異なる場合があることが 分かる。 連続断面画像は、断面の進行に伴い徐々に画像が変化するので、断面の進行に伴 いクラス平均 x⁻ は徐々に変化すると考えられる。しかし、OLDA では、式(1) にお いて、判別行列を設定するために用いる画像全てに対するクラス平均を算出してい るので、断面毎のクラス平均とは異なる。

図 6 に、断面毎のクラス平均と提案手法を用いた OLDA によるクラス平均の差 G の変化様子、および、断面毎の一致度を示す。



図 6: 断面毎のクラス平均とLDA によるクラス平均の差分(カラー図2)

図6より、Gの変化が著しい場合に一致度が低下している傾向が見られる。そこで、このGの差を調整することを考える。Gの差が大きい場合、OLDAのクラス 平均を調整し、調整したクラス平均を基に判別行列の更新を行う。クラス平均の調 整を表3のように設定し、4節同様の実験を行った。

表 3: クラス平均の調整条件

	水晶体領域		水晶体以外領域		
	調整条件	調整後のクラス平均	調整条件	調整後のクラス平均	
1	G < -0.50	-0.30	G < -0.035 または 0.035 < G	0.03	
2	G < 0.0	0.1	G < -0.025	-0.03	
			0.075 < G	0.05	



図 7: クラス平均の調整による抽出結果

クラス平均の調整による抽出結果を図7に示す。これより、断面157付近での急激な低下が大きくなった条件2では、それ以降は一致度の低下が改善された。断面によって効果にばらつきが見られるが、クラス平均の調整を行うことで領域抽出の精度が向上できることが分かった。このことより、断面の進行に伴い画像が変化する連続断面画像の画像の変化に追従し、断面毎に適した判別行列を設定することが可能になると考えられる。

6 おわりに

生体組織形状の高精細な三次元モデルを構築するために、3D-ISM による連続断 面画像からの関心領域の抽出処理を自動化することが求められている。そこで、本 研究では、関心領域の抽出を行う際に必要な判断基準を OLDA を用いて自動的に 設定し、抽出処理の自動化を目指した。

本研究の対象とする領域抽出には正解となる判断基準が存在しないので、手動で 抽出されたデータを基に判断基準の設定を行わざるを得ないが、この主観的判断を 極力削減することが望ましい。そこで、OLDAの初期設定のみに手動抽出データを 用い、以降はOLDAによる抽出結果を用いて判断基準の定量化を行う手法を提案し た。判断基準の定量化を行うために、『色・テクスチャ・形状』を表す18種類の特徴 量を設定し、これを用いて人眼球連続断面画像から水晶体領域の抽出を行った。そ の結果、平均一致度が96.9%であり、どの断面においても94.0%以上の高い一致度 を得た。また、初期設定に用いた手動抽出データは2枚であり、主観的判断の削減 が実現した。しかし、断面によっては一致度が他の断面と比べ低いものがあった。 連続断面画像は、断面の進行に伴い画像が変化するので、提案手法による抽出処理 が進むにつれ、OLDAにより算出するクラス平均と各抽出対象断面のクラス平均に 差が生じる。この差の変化様子と一致度の断面による違いに関係があることが分か り、差の変化に対応したクラス平均の調整を行った結果、一部の断面では一致度の 向上が見られた。これより、クラス平均の調整を適切に行うことで、生体連続断面 画像の断面の進行に伴い変化する変化の様子に追従した連続抽出ができると考える。

参考文献

- [1] 横田 秀夫, 工藤 謙一, 樋口 俊郎, 相良 泰行, 都 甲洙: "3 次元内部構造顕微鏡 による凍結生体試料の観察と計測", 低温生物工学会誌, Vol.44, No.1,1-9,1998.
- [2] Kazuyuki Hiraoka, Shuji Yoshizawa, Kenichi Hidai, Masashi Hamahira, Hiroshi Mizoguchi, and Taketoshi Mishima: "Convergence Analysis of Online Linear Discriminant Analysis", Proceedings of IEEE–INNS–ENNS International Joint Conference on Neural Networks, III–387–391, 2000.
- [3] 平岡和幸,日台健一,濱平仁,溝口博,重原孝臣,三島健稔: "オンライン線形判 別分析アルゴリズムの導出とこれを用いた顔判別",ロボティクスシンポジア, pp.226-231,2000.
- [4] 中島 佳奈子, 平岡 和幸, 三島 健稔: "オンライン線形判別分析の収束性に基づ く改良", 電子情報通信学会, ソサイエティ大会講演論文集, pp.26, 2004.
- [5] 森下 壮一郎, 平岡 和幸, 溝口 博, 三島 健稔: "オンライン線形判別分析の頑健 化に向けた学習係数の自動調整", 電子情報通信学会情報・システムソサイエ ティ大会講演論文集, pp.217, 2000.x
- [6] B.Tsagaan, 清水, 小畑, 宮川, "可変形状モデルを用いた肝臓領域抽出法の改良 と評価", コンピュータ支援診断学会論文誌, Vol.6, No.1, pp.1–10, 2002.