

オンライン線形判別分析による領域抽出

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

[†]埼玉大学大学院 理工学研究科

埼玉県さいたま市桜区下大久保 255

e-mail: {nakajima, mishima}@me.ics.saitama-u.ac.jp

[‡]埼玉大学 情報システム工学科

埼玉県さいたま市桜区下大久保 255

e-mail: hira@me.ics.saitama-u.ac.jp

^{*} 理化学研究所 生体力学シミュレーション特別研究ユニット

埼玉県和光市広沢 2-1

e-mail: himeno@riken.jp

[#] 理化学研究所 ものづくり V-CAD

埼玉県和光市広沢 2-1

e-mail: hyokota@riken.jp

1. はじめに

生体の 3 次元モデルをコンピュータ内に構築し、医療の分野において病状の診断や治療支援のためのシミュレーションへ応用しようという研究が活発に行われている。生体モデルの構築には生体画像の取得が必要であり、これまでは主に非破壊検査法である X 線 CT や MRI など取得した画像を用いて成されてきた。しかし、これらにより取得した画像は、生体の軟組織の可視化を行うためには解像度が不十分である。この問題を解消するために、理化学研究所では 3 次元内部構造顕微鏡(以下 3D-ISM)の開発を行い、これにより RGB 値で表される高精細なフルカラーの連続断面画像を取得することが可能となった[1]。この連続断面画像から生体の 3 次元モデルを構築できれば、生体モデルを高精細でフルカラーかつ、自由な視点から観察することが可能となる。

3 次元モデルの構築には、各断面画像から各組織の領域を抽出する必要がある。現在、これらの抽出は解剖学的知識をもつ専門家が手作業で行っている。しかし、3D-ISM から取得する画像の枚数は膨大であり、全ての組織の領域抽出を手作業で行うことは非常に困難である。実際、一組織の抽出に数週間を要しているのが現状であり、領域抽出の自動化ないし手作業の省力化に貢献する技術が求められている。

そこで我々の研究グループでは、3D-ISM で取得した連続断面画像の RGB 値やその変換型の HSV 値を用いて、様々なアプローチから自動抽出法の研究を行っている[3,4]。本研究では、線形判別分析(以下 LDA)を逐次処理型アルゴリズムに拡張したオンライン線形判別分析(以下 OLDA)[5,6]を、生体画像の領域抽出に適用することを考える。OLDA は逐次型であるため、判別後のデータの情報をういて次のデータの判別を行うことが容易にできる。そのため OLDA を適用した連続断面画像からの領域抽出では、専門家による数枚の教師画像の設定を必要とするだけでそれ以降は自動的な抽出が期待できる。

しかし、OLDA はパラメータの初期値設定の難しさや扱うデータの種類により局所解に陥る問題点がある。そこで著者らはこの問題に対し、クラス間分散の緩和という観点から OLDA の改良を提案した。本稿ではまず、3 次元 3 クラスの簡単なデータを用いてその挙動を確認し、その後人眼球の連続断面画像からの領域抽出に適用したので報告する。

2. 線形判別分析 (LDA)

パターン認識によく用いられる手法の一つに線形判別分析 (Linear Discriminate Analysis : LDA) がある。図 2-1 に LDA によるデータ空間から判別空間への線形変換を示す。データ空間とは、判別を行うデータが存在する空間であり、判別空間はデータのクラス判別を行う空間である。LDA は、データ空間上の判別を行うデータと各クラスの平均に、判別空間への線形変換を施し、判別空間においてクラス判別を行う。線形変換後の判別空間は、同一クラス内のデータのばらつき具合 (クラス内分散) が小さく、異なるクラス間のデータのばらつき具合 (クラス間分散) が大きい空間である。この線形変換を行う行列を判別行列と呼ぶ。LDA では、 N 次元から $(M-1)$ 次元に圧縮することが有効とされている。ここで M はクラス数である。よって、判別行列 A は $N \times (M-1)$ 行列となる。この判別行列を求める処理は一般化固有値問題を解くことに帰着する。

LDA では判別行列を設定するとき全てのデータを必要とするため、新たなデータが追加された場合は、最初から一般化固有値問題を解き直す必要がある。例えば、データが N 次元である場合の計算量は、 $O(N^3)$ である。実際の計算では $N \times N$ 行列の計算が必要であるため、膨大な計算時間やメモリを必要とする。よって、LDA は変化の頻度が高いデータに対しては不向きであると考えられている。

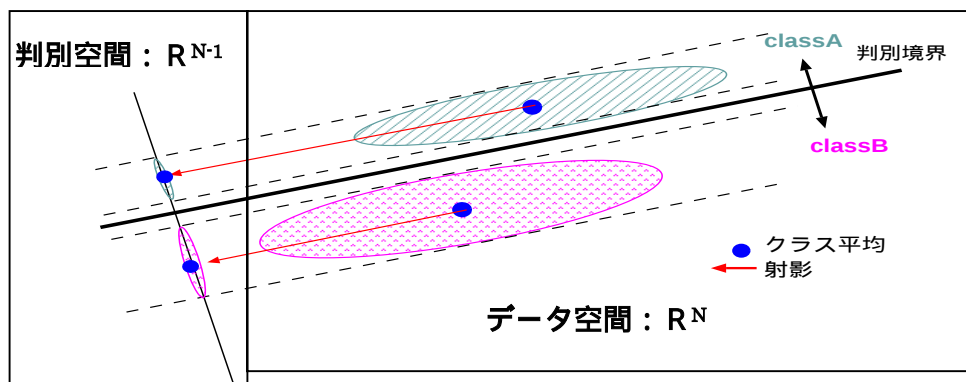


図 2-1 LDA によるクラス判別

3. オンライン線形判別分析 (OLDA)

変化の頻度が高いデータに対しては、LDA を逐次処理アルゴリズムに拡張したオンライン線形判別分析 (Online Linear Discriminate Analysis : OLDA) が考案されている[5]。

OLDA の判別行列は更新式(3.1)により与えられ、LDA と同じ判別結果を得るように設定されている。 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る。3D-ISM による生体画像は連続断面画像であるので、断面が進むことで画像は徐々に変化する。これに応じて適切な判別行列も変化していく必要がある。OLDA は逐次処理型であるため、判別行列を設定する際に用いるデータを計算途中に追加・変更することができ、一般化固有値問題を解き直す必要もない。またこれらのデータを保持する必要はなく毎回破棄できる。そのため LDA とは異なり判別行列設定のためのデータを全て用意する必要はなく、必要最低限の少ない教師画像で連続断面画像の変化に追従し領域を判別できることが期待できる。これにより、専門家が作る教師画像枚数を削減することができる。以上から、連続した生体画像からの領域抽出には、LDA より OLDA を適用するほうが有効であると考えられる。

$$A(t) = A(t-1) + \eta [B(t)A(t-1) - \frac{1}{2} B(t)A(t-1)A(t-1)^T w(t)w(t)^T A(t-1) - \frac{1}{2} w(t)w(t)^T A(t-1)A(t-1)^T B(t)A(t-1)] \quad (3.1)$$

3.1. クラス間分散の緩和による OLDA の改良

生体の連続断面画像での領域抽出に対し OLDA を適応する前に、まずは単純なデータを用いて OLDA の挙動確認実験を行った。その結果、

- 判別行列の初期値が原点近くの場合は局所解に陥り難い
- 初期値が原点に近すぎた場合は収束が遅い
- 最適な初期値はデータに依存する

という問題点があった。

次に、生体連続断面画像からの領域抽出問題において、断面画像の各画素が持つ RGB 値を判別に用いる場合を考える。連続断面画像は断面が進むにつれ、今までには現れていなかった RGB 値が次々に出現する。また、同組織内でも多くの色が含まれ、その範囲は対象に依り異なる。さらに、各組織は領域の大きさが異なるため、各クラスのデータ数に大きな差が生じる。このように複雑な画像データに対して OLDA を適用する場合には、局所解は避けることのできない問題であると考えられる。

こういった問題に対し、判別行列が局所解に陥らないような手法を提案する。文献[5]により、 B が正則行列であるとき局所解は存在しないと証明されている。そこで、式(3.1)の B を正則行列 $B + \mu I$ に置き換えることを考える[5]。 μ は小さな正の値とし、更新毎に 0 へ近づけていくことで μ による B への影響を少なくし、局所解を避けながら正しい解へ収束させていく。この手法により LDA と同値な結果が少ない更新回数で、初期値に依存することもなく得られることが期待できる。

3.2. 従来法と提案手法の比較実験

図 3-1 のような 3 次元 3 クラスのデータを用いて、学習係数を $\eta = 1.0 \times 10^{-6}$ とし、

同じ初期値の下、従来法と提案手法による判別行列の更新を行った。 B の緩和は、 $\mu=10.0$ とし式(3.2)により更新を行う。 k は用いるデータの総和、 t は更新回数である。

$$\mu(t) = \mu(t-1) - \frac{\mu(t-1)}{k} \times t \quad (3.2)$$

OLDAは局所解に陥らない限り、LDAの判別行列と同等な結果に収束する。よって、OLDAが局所解に陥らず正しく学習されている場合には、判別空間におけるクラス間分散($A^T B A$)の固有値及び、クラス内分散の固有値($A^T W A$)がLDAの結果と一致するはずである。そこで $A^T B A$ と $A^T W A$ それぞれの固有値の比較により、OLDAの判別行列の振舞を検証する。本節の実験は3次元3クラスのデータであるので、データをデータ空間から判別空間に線形変換する判別行列は 3×2 行列となり、 $A^T B A$ 、 $A^T W A$ はいずれも 2×2 行列となる。よって、それぞれの固有値は2つ求められる。図3-2、図3-3に従来のOLDAの結果(データ数 $=6.0 \times 10^6$)を、図3-4、図3-5に提案手法を用いたOLDAの結果(データ数 $=2.0 \times 10^5$)を示す。それぞれ横軸は更新回数、縦軸は $A^T B A$ と $A^T W A$ の固有値であり、一定の横線はそれぞれLDAの(データ数 $=6.0 \times 10^6$)、(データ数 $=2.0 \times 10^5$)での固有値である。

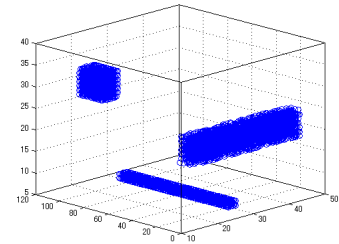


図 3-1 3次元3クラスのデータ

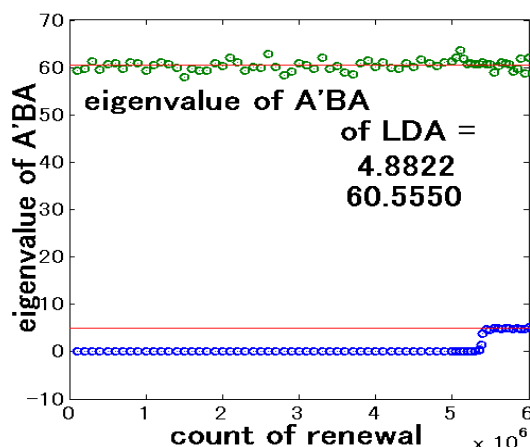


図 3-2 更新毎のクラス間分散の固有値

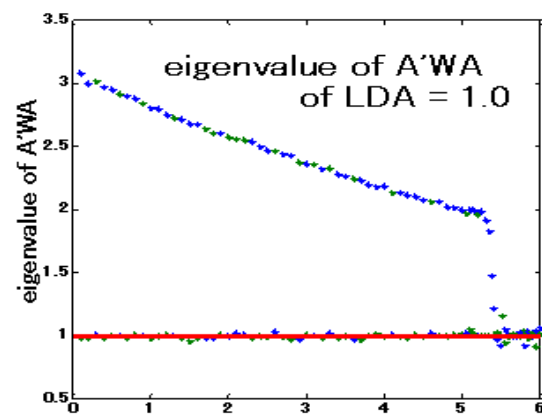


図 3-1 更新毎のクラス内分散の固有値

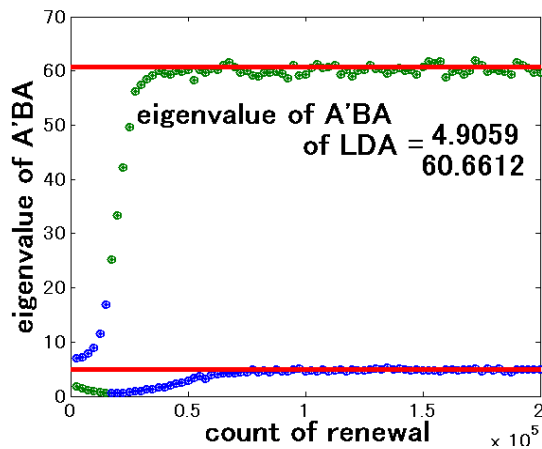


図 3-3 提案手法による更新毎の
クラス間分散の固有値

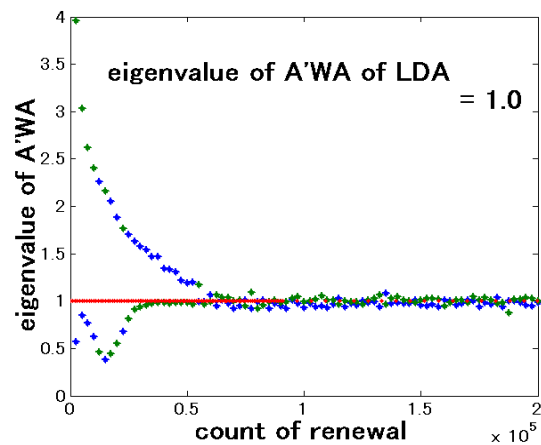


図 3-4 提案手法による更新毎の
クラス内分散の固有値

4. LDA と改良型 OLDA による領域抽出

本研究では、OLDA による連続断面画像の領域抽出を目的としている。3.1 により OLDA が抱える局所解の問題に対し OLDA を改良した。この改良型 OLDA を用いた簡単な実験により手法の有効性を確認した。次に、この手法を生体画像に適用する。

4.1. 実験設定

実験は 3D-ISM から取得した人眼球の連続断面画像から、水晶体とその他の領域の判別（実験 ）と眼球とその他の領域の判別（実験 ）のそれぞれについて、LDA と 3.1 で提案した OLDA を用いて行う。判別の教師には専門家が領域抽出を行った画像（表 1、図 4-1(1)(2)）を用いる。また、判別の入力データには、教師画像の各画素の RGB 値を 3 次元データとして用いた。つまり、ここでの LDA と OLDA による判別では、3 次元 2 クラスの判別行列を設定することになる。

表 1 判別行列設定のために用いる画像データ

画像データ		
	実験に用いる画像(640 × 480 Pixels)	実験に用いる Frame
水晶体抽出 (実験)	人眼球全体画像	149 Frame ~ 189 Frame
	水晶体抽出画像 (クラス 1)	
	水晶体以外の抽出画像(クラス 2)	
人眼球抽出 (実験)	人眼球全体画像	22 Frame ~ 232 Frame
	人眼球抽出画像 (クラス 1)	
	眼球以外の抽出画像(クラス 2)	

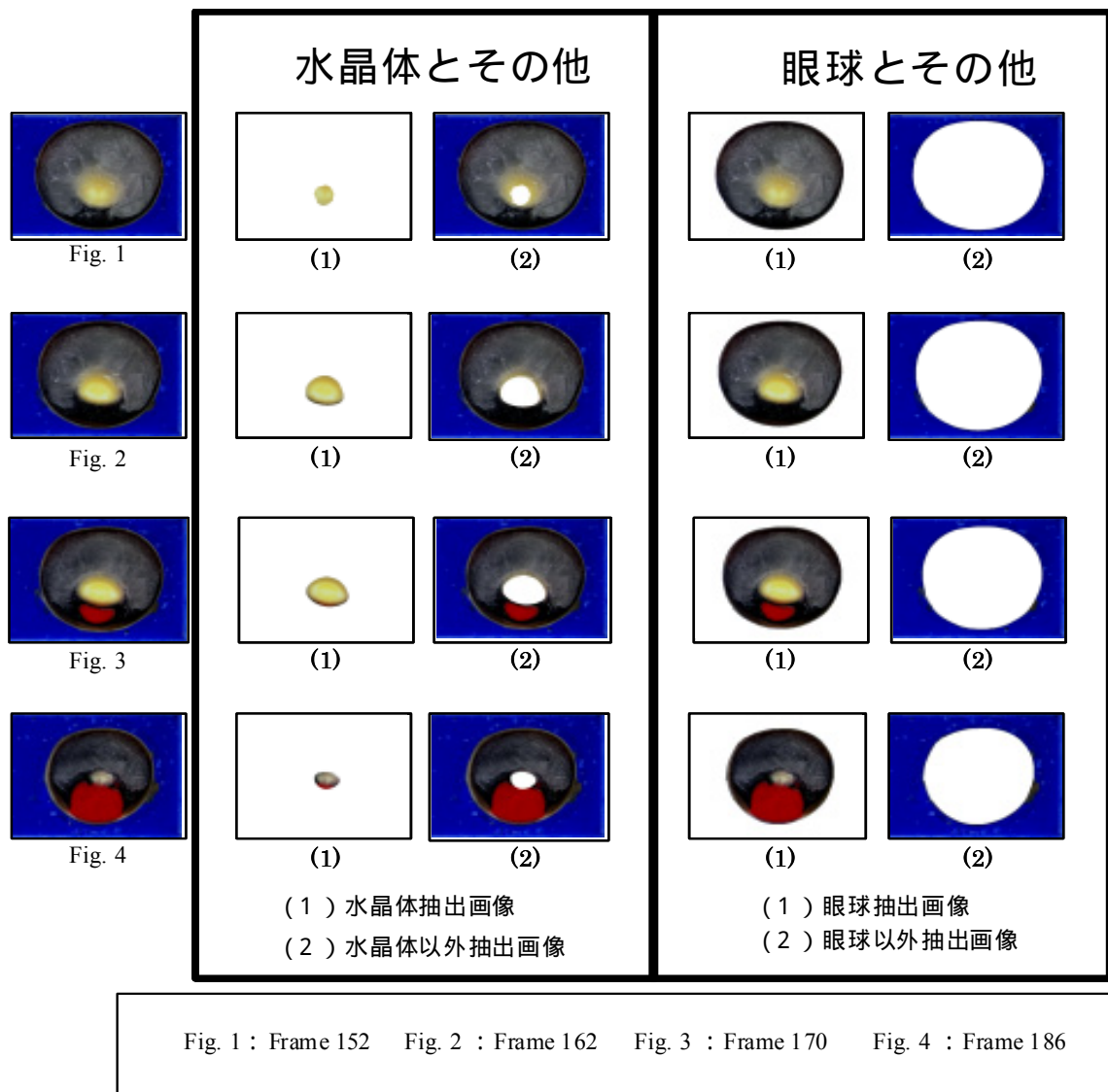


図 4-1 元画像と教師画像

人眼球画像では、両クラスに同じ RGB 値の画素が含まれていることがあり、そのような場合は良い判別結果を得ることができない。これに対し、判別行列の設定に用いる教師画像枚数を増やすことにより、RGB 値の頻度情報が加算され判別精度の向上に繋がると考えられる。しかし、連続断面中で画像は徐々に変化するために、教師画像をむやみに増やすことは、抽出対象以外の RGB 値を加算していくという問題点がある。このような画像に対して、LDA では判別が困難となる一方、OLDA は逐次更新型であるため連続断面画面間で発生する RGB 値変化にも対応することができる。しかし、OLDA は判別行列が安定するまである程度のデータ数を要する。そこで本実験では、教師画像の枚数変化に対する LDA と OLDA の安定性に関する検討を行った。教師画像の枚数は、図 4-2 のように判別対称画像の前後を利用して変化させた。

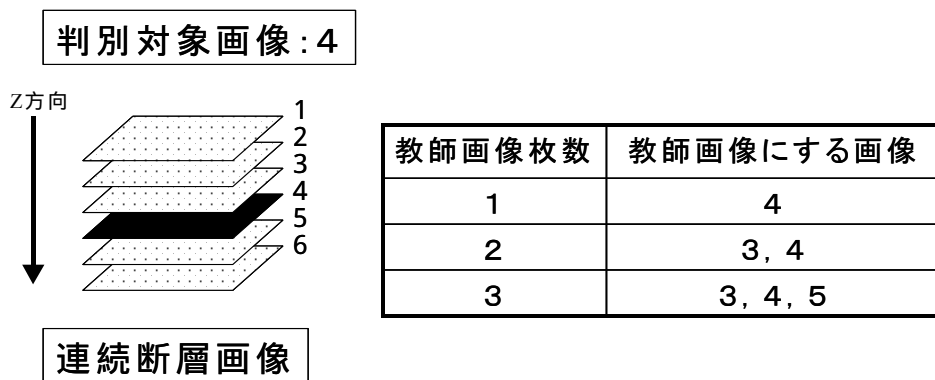


図 4-2 教師画像の選び方

4.2. 実験結果

4.2.1. LDA による判別

LDA を用いて、生体画像から 水晶体とその他、 眼球とその他の判別を行い、その領域抽出結果を、専門家による領域抽出結果と比較して、判別の正解率を算出した。図 4-3、図 4-4 は横軸に判別行列設定に用いた教師画像枚数を、縦軸に正解率を表している。

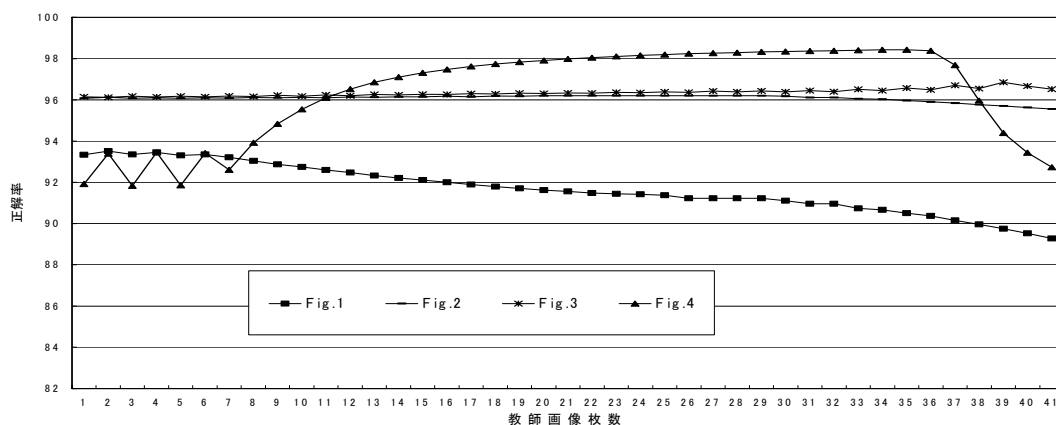


図 4-3 LDA による 水晶体の抽出結果（教師画像枚数による正解率の推移）

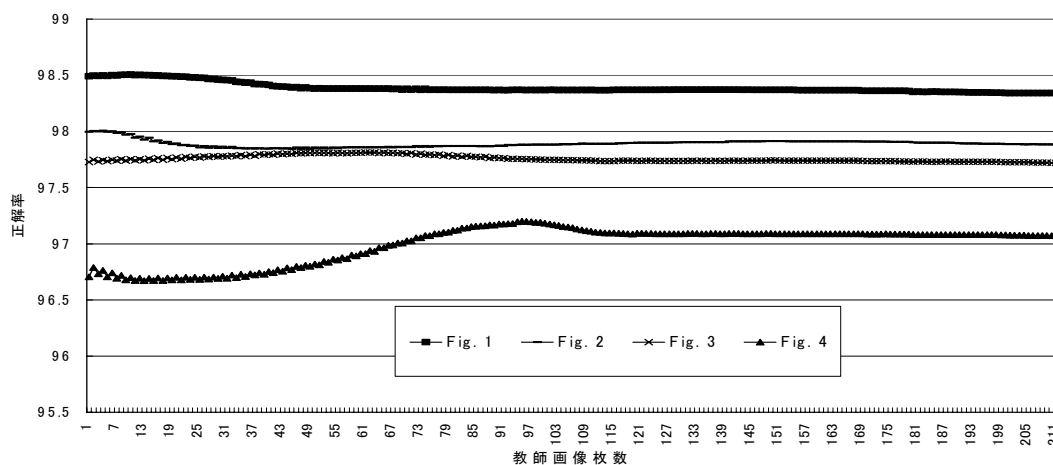


図 4-4 LDA による 眼球抽出結果（教師画像枚数による正解率の推移）

図 4-5 は図 4-3、図 4-4 それぞれの実験について、最も正解率が高かった抽出結果画像とその正解率である。

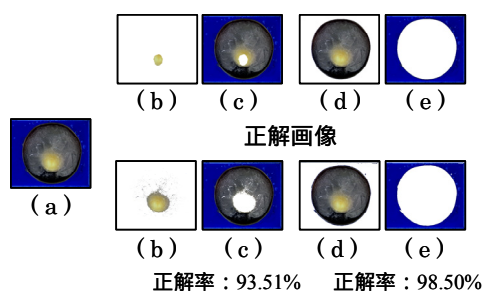


Fig. 1: Frame 152

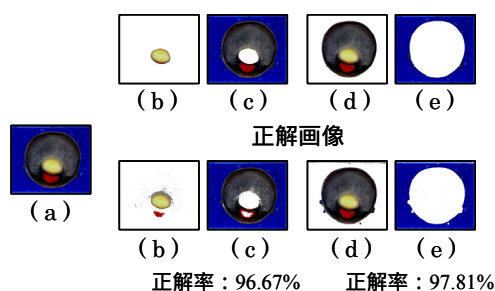


Fig. 3: Frame 170

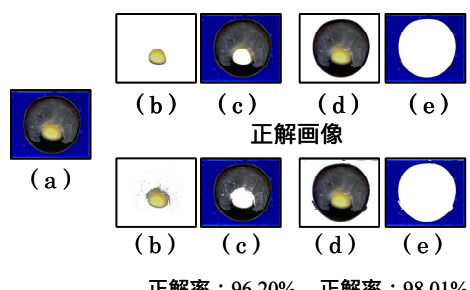


Fig. 2: Frame 162

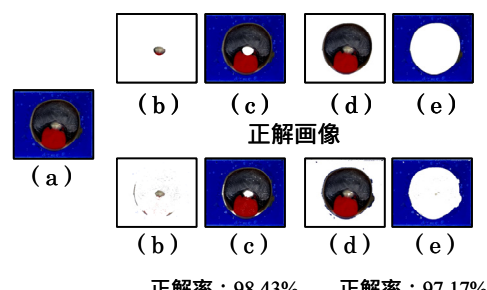


Fig. 4: Frame 186

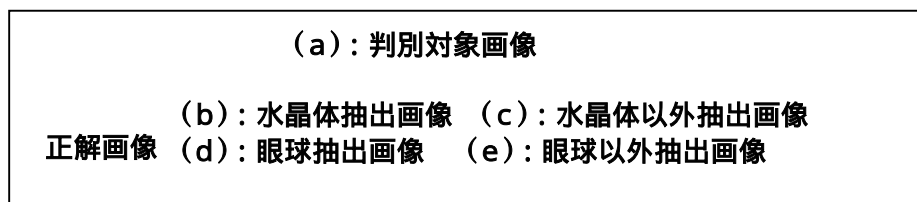


図 4-5 LDA による水晶体と眼球的抽出結果(巻頭カラーにも掲載)

Fig. 1 の対象について考察する。図 4-5 より水晶体の周りの硝子体も抽出してしまったことがわかる。これは、3D-ISM による撮影の際に、硝子体の下部に存在する水晶体が透けて撮影され、水晶体の色が両クラスに含まれたためであると考えられる。そのため、二つのクラスの分布が重なり正解率が低下した。

Fig. 1 以外の画像では、教師画像の枚数を増やすにつれ、ある程度までは正解率が向上していくことが分かる。しかし Fig. 3 以外では、それ以降教師画像を増やすと正解率が低下する。これは、教師画像の枚数を増やしすぎた場合に、判別対象に含まれない RGB 値が出現し、判別対象とは異なる RGB 値が頻度情報として教師画像に与えられるためである。また、水晶体を抽出対象とした実験では、水晶体の領域が画像全体に対して小さいためにクラス間のデータ数の差が大きくなる。この場合に教師画像枚数を増やすと、より水晶体以外のデータ数が増加し、水晶体以外の領域に有利な空間へと判別行列が引っ張られる。その結果、判別結果の正解率が下がったと考えられる。

一方、眼球の抽出実験では全体的に高い正解率を得たが、眼球周りのノイズや眼球周りにある筋肉が教師画像で眼球以外と判別されたところでは、誤判別が多くなった。

4.2.2. OLDA による判別

OLDA を用いて、4.2.1 と同様に Fig. 1 ~ Fig. 4 を対象とした実験を行った。図 4-6、図 4-7 は横軸に判別行列の設定に用いた教師画像枚数を、縦軸に正解率を示している。また、図 4-8 と図 4-9 はそれぞれの実験について、最も正解率が高かった抽出結果画像とその正解率である。

図 4-6 より、LDA では教師画像枚数を増加させることで低下していた Fig. 4 に関して、OLDA では正解率の低下が起こらないことがわかる。他の対象に関しても、LDA よりは正解率の低下が抑えられている。これらより、OLDA は画像の変化に追従ができていることがわかる。

Fig. 1 では正解率の向上が見られなかったが、これは、前述した LDA の場合と同様の原因と考えられる。またこれらの実験結果から、水晶体抽出の場合では教師画像を 18 枚程度に設定することで、それ以降の判別率が安定することが分かる。

図 4-7 より、眼球の抽出実験は全体的に正解率の高いものの、教師画像の枚数を増加させても正解率が安定しないことがわかる。対象とした眼球領域は水晶体よりも領域が大きく、教師とした RGB 値の数が多い。そのため画像枚数が増加したことでデータの平均、分散が極端に変化し判別行列は教師画像の変化にうまく追従することができなくなった。このことが判別結果に悪影響を与えていると考えられる。

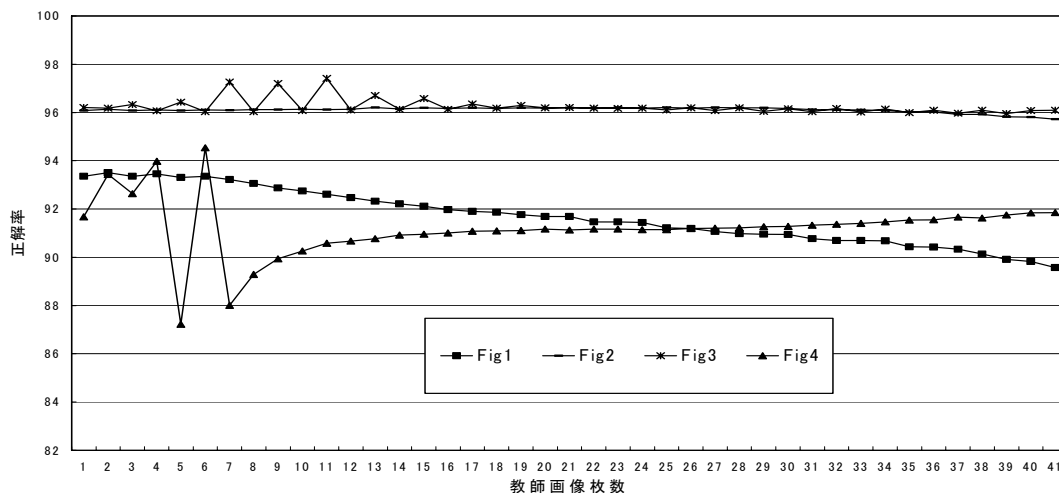


図 4-6 OLDA による 水晶体抽出結果

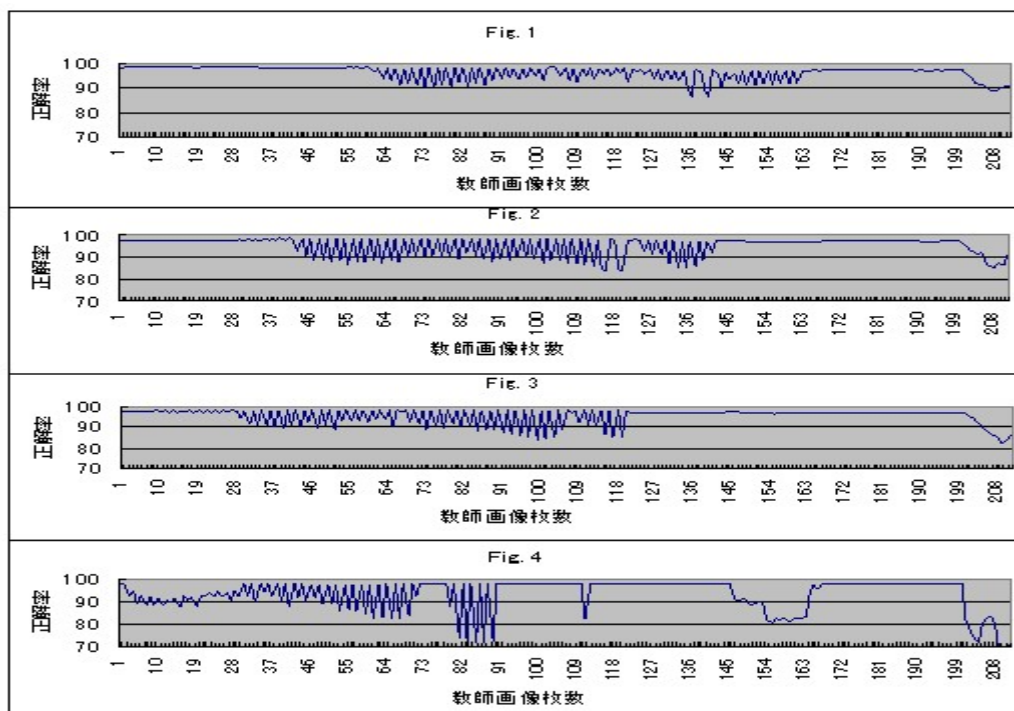


図 4-7 OLDA による 眼球抽出結果

元画像	正解画像	抽出結果画像	正解率
 Fig. 152	 	 	93.51%
 Fig. 162	 	 	96.20%
 Fig. 170	 	 	97.42%
 Fig. 186	 	 	94.54%

図 4-8 OLDA による 水晶体抽出結果

元画像	正解画像	抽出結果画像	正解率
 Fig. 152	 	 	99.03
 Fig. 162	 	 	98.73
 Fig. 170	 	 	98.54
 Fig. 186	 	 	98.08

図 4-9 OLDA による 眼球抽出結果

5. 複数枚教師画像を用いた OLDA による連続抽出

4.2.2 より、OLDA では教師画像をある程度の枚数以上用いると安定した判別結果を得ることが分かった。ここでは、安定枚数の教師画像を用いて眼球の連続断層画像からの水晶体抽出行う。まず、連続断層画像のうち始めの 18 枚 (Frame. 149 ~ Frame. 165) で教師画像を作成し判別行列を求め、19 枚目 (Frame. 166) の判別を行う。その後、19 枚目の判別結果を用いて OLDA の判別行列の更新を行い、20 枚目 (Frame. 168) の判別を行う。この作業を 21 枚目 (Frame. 169) 以降でも繰り返し、自動抽出を行う。実験に用いた画像は図 4-1(1)(2)、表 1 とし、比較のため教師画像枚数は図 4-6 での OLDA の判別結果が安定する直前、安定開始時、安定後である 10、18、21 枚の場合について行った。

5.1. 実験結果

図 5-1 は、横軸を画像の Frame 数、縦軸を正解率として連続抽出を行った結果を表している。

図 5-1 より、判別行列を設定するのに用いた教師画像付近の画像に対しては、比較的良い抽出結果が得られている。しかし、教師画像から遠ざかるにつれ抽出結果は低下していく。これは、やはり連続断面画像が断面が進むにつれ、徐々に変化していくという特質を持つ画像であり、OLDA により、画像の変化に追従はできるが、誤判別の積み重なりにより正解率は低下していくと考えられる。よって、一定枚数毎に判別行列の設定し直すことが必要である。また、教師画像を 18 枚と 21 枚とした場合、抽

出結果に大差がないことから、OLDA の判別行列が安定しているといえるので、教師画像を必要とする枚数が、21 枚から 18 枚に削減できることがわかる。

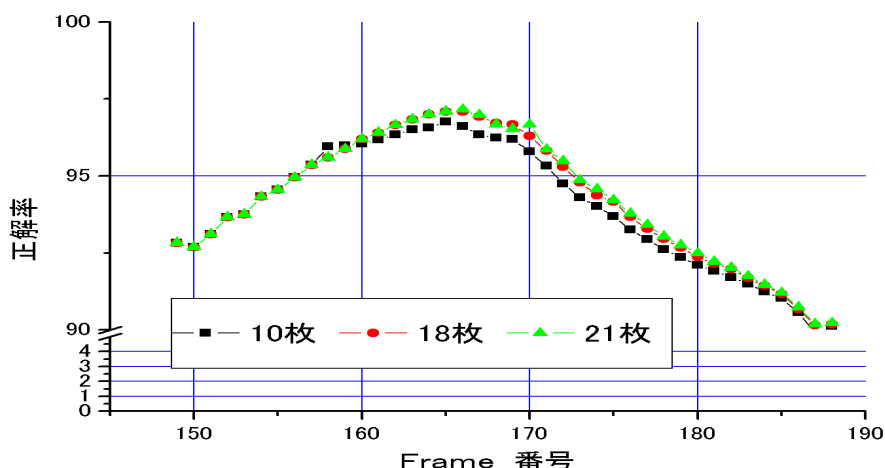


図 5-1 OLDA による水晶体の連続抽出

6. まとめ

本研究は、3D-ISM から取得した生体連続断面画像において、関心領域のみを連続抽出することを目的としている。領域抽出を行うために、逐次更新型である OLDA を適用することを考えた。OLDA にはパラメータの初期値設定や、用いるデータに依り局所解に陥るといった問題があった。そこで、著者らはクラス間分散の緩和による局所解の回避を提案し、簡単なデータを用いた実験より手法の有効性を確認した。

この改良型 OLDA と LDA を生体連続断面画像に適用した結果、LDA では連続断面画像の変化に対する追従が困難であり、教師画像を増やすにつれ正解率は低下した。一方 OLDA では、断面画像の変化を追従することができ、正解率の低下を抑えることができた。また、本稿の実験で用いたデータにおいては教師画像の枚数が複数枚であるほうが良い抽出結果が得られた。教師画像を 40 枚用いる場合、OLDA は LDA に比べ 12 倍程度早い計算時間を要した。

しかし、OLDA は逐次更新型であるため、教師画像が少ない場合には安定した判別行列を得ることができない。そこで、判別行列設定のための教師画像枚数の変化による正解率の推移を実験により検証した。その結果、水晶体とその他を判別する実験においては、18 枚程度の教師画像を必要とすることが分かった。これを用いて水晶体の自動抽出を行ったところ、90%以上の高い正解率を得ることができ、一定間隔で教師画像を与えていくと更なる向上が可能であると考えられる。本稿では、正解画像のある画像に対して正解画像を教師画像として領域抽出を行った。今後は、判別対象画像に特化していない判別行列を設定し、正解画像のないものに対して関心領域の抽出を目指す。

今回の実験での教師画像は、専門家の手作業で抽出した画像であるため、画像によ

りばらつきがあり確実に正しい抽出画像とは言い難い。このばらつきをノイズとしてみた場合に、OLDA は判別行列の更新毎に学習を行うために、ノイズに強いと考えられる。

また、OLDA では判別行列を更新していくが、生体画像のように変化する画像では、現在判別を行う画像と以前更新するときに用いた画像とは全く異なる画像になる場合がある。本稿で教師画像を増やし判別率が低下したのは、以前の情報が強く、間違った方向へ引きずられてしまうからである。そこで、判別対象画像より離れた情報を捨て現在と判別対象画像付近の情報に重み付けし、判別行列の更新、判別を行うことが有効であると考ええる。今後はこのような忘却付学習を検討していく。

また、3D-ISM で取得した膨大な量の連続画像のうち、目視ではわからないような微小な変化しかないものに関しては、正解画像が作られていない。そういった場合は、次に隣接する画像に移るだけで、各クラスにおけるデータの平均、分散が大きく変化してしまう。OLDA は、少しずつ変化する環境に追従できる利点があるが、その一方でクラス内のデータの平均が大きく変わった場合は、追従が困難になると考えられる。また、OLDA ではデータを与える順番によって判別行列が変わると考えられる。これらに対しては今後、似ている画像を繰り返し教師画像として用いることや、データを与える順番を変更すること、さらにデータの正規化等が考えられる。

また、OLDA は多クラスに適応可能であるので 1 枚の画像から複数の組織の抽出が実現できるのではないかと期待する。

参考文献

- [1] 小林賢知, 樋口敏郎, 青木勇, 他: "3 次元内部構造顕微鏡の開発"精密工学会誌 61(1):100-106, 1995
- [2] 横田秀夫, 中村佐紀子, 川口龍平, 牧野内昭武, 矢部比呂夫, 樋口敏郎: "3 次元内部構造顕微鏡による生体の侵襲的イメージング",Medical imaging technology, vol.20 No.6, Nov,2002
- [3] 竹本智子, 横田秀夫, 姫野龍太郎, 牧野内昭武, 三島健稔: "生体内可化のためのカラー断層画像列からの双方向セグメンテーション(リージョングロウイングへの線形判別分析の適用)", 画像電子学会 第 31 回年次大会予稿集, pp.57-58, 2003.
- [4] 竹本智子, 横田秀夫, 姫野龍太郎, 牧野内昭武, 三島健稔: "生体フルカラー連続断面画像からの組織自動抽出法に関する研究", 理研シンポジウム COMPUTATIONAL BIOMECHANICS, pp.233-242, 2004.
- [5] 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*, 3, pp.387-391.2000
- [6] 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ウム, pp.226-231,(March 2000)
- [7] 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の改良", 電子情報通信学会 2004 年ソサイエティ大会講演論文集, pp. 31-31, 徳島大学, Sep. 21-Sep. 24, 2004.