

8. SVM と特徴選択を用いた血液検査データによる C 型肝炎の病態識別手法

黒柳 奨, 岩田 彰 山内 一信

名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻, 名古屋工業大学大学院工学研究科医療管理情報学

1 目的

現在, C型肝炎の病態を識別においては, 医師が血液検査データから診断をしており, 確定診断を得るには肝生検によって組織学的に診断する必要があるが, 肝生検は検査にかかる手間や危険性が問題となっている。そこで本研究では, パターン認識の中で最も優れた学習モデルの一つである SVM(Support Vector Machine) と特徴選択の一つである SFFS(Sequential Forward Floating Search) を用いて, 血液検査のデータから簡便かつ高精度に肝炎の病態を識別する手法を提案する。

2 方法

本研究における識別システムは, 2つのステージにより構成される。第1のステージである「特徴選択」は, 識別に関連のある特徴(検査データ)を選択し, 関連のない特徴を省く。第2ステージの「識別器」は, 特徴選択により選択された特徴から構成するクラスを決定する。本研究では特徴選択として SFFSを用い, 識別器に SVMを用いた。

SVM は Vapnik[1] によって提案された学習器であり, 2クラス分類手法である。SVM は識別境界とサンプル間の距離を最大化するように学習を行うため, 最も認識性能の優れた学習モデルの一つといわれている。本研究では Gauss カーネルを用いた非線形 SVM を用いた。SVM のパラメータを求めたための学習方法として Vijayakumar[2] による反復的学習法を用いた。

SFFS(Sequential Floating Forward Search)[3] は floating 型特徴選択アルゴリズムの代表的な手法であり, 特徴数 0 の状態から特徴次元の増減を繰り返して最適な特徴セットを検出する。本研究では特徴選択の評価基準を SVM による識別率とした。ただし, 学習に用いることのできるデータ数が十分でないため, 本研究では Leave One Out 法により, 全てのサンプルがテストデータになるように繰り返すことで識別率を求めた。

3 結果

本研究で用いたデータは, 名古屋大学医学部において C型肝炎患者の血液検査データを収集したものである。それぞれのサンプルは, 各患者はあらかじめ肝生検をうけたことで組織化の段階がわかっている。組織化はその応合により, F0(正常)から F4(肝硬変)の5段階に分けることができる。本研究ではこの診断結果をもとに F0 から F2 をクラス 1, F3 から F4 をクラス 2 とし, こ

れら 2つのクラス分類を血液検査データから行うことを目的とする。実験に用いたサンプル数は 217 で, 各サンプルに 37 種類の検査項目が含まれている。1 クラスに属するものは 149 パターン, 2 クラスに属するものは 68 パターンである。また, 本研究で用いたデータはそれぞれのクラスサイズがアンバランスであるため, 全体の識別率 (RR) は, 1 クラスの識別率を RR1, 2 クラスの識別率を RR2 をするとき RR は  $RR_1 + RR_2$  より求めた。本実験における SVM の学習で用いたパラメータ値は, 事前の予備実験の結果をもとに Gaussian カーネルの  $\sigma=0.8$ , ソフトマージン係数  $C=100$  とした。また, 提案手法と比較するために識別器として 1-nearest neighbor(1-nn) を用いた場合についても実験を行った。実験の結果, 特徴選択を行わない場合, SVM の識別率が 76%, 1-nn の識別率が 66% であった。また特徴選択を行った場合, SVM の識別率が 93%, 1-nn の識別率が 78% であった。

4 まとめ

本研究では, 特徴選択による検査項目の選択に, パターン認識の中で最も優れているといわれる SVM を組み合わせることによって病態を識別する手法を提案した。SVM を単独で識別器として用いたときは 76% の識別率であったが, SFFS を組み合わせることにより, 識別に不適な特徴を削除され, 93% の識別率を得ることができた。また, 1-nn の結果との比較より, SVM, 特徴選択のいずれもが識別精度の向上に有効であることが明らかになった。

5 謝辞

本研究で用いた血液検査データの取得・整理に関して, 名古屋工業大学大学院工学研究科医療管理情報学の江征先生, ならびに藤田保健衛生大学薬学部薬学内科学科岡田先生に多大なる御協力をいただきました。ここに感謝いたします。

参考文献

- [1] Cortes C, and Vapnik V: Support-Vector Networks, Machine Learning, Vol.20, 273/297 (1995)
[2] Vijayakumar S, and Si Wu: Sequential Support Vector Classifiers and Regression, Int. Conf. Soft Computing, 610/619 (1999)
[3] Pudil P, Novotný J, Kittler J: Floating Search Method in Feature Selection, Pattern Recognition Letters, Vol.15, No.11, 1119/1125 (1994)

9. Web 技術の画像配信への応用

名古屋工業大学工学部情報工学専攻

村井誠, 津坂昌利

【目的】

病院の IT 化が進み, フィルムレスで PACS の運用を始める病院が増加している。また, 電子カルテの普及に伴い, 参照画像として Web を利用した院内画像配信に対するニーズも高まっている。これは, 一般のパソコンでも利用できることから, ナースステーションなど院内各所で画像を閲覧できる。診察室では患者さんに臨床画像を提示しながらのインフォームドコンセントや, 症例検討会や研究発表会にも活用されている。今回, オープンソースを活用して Web 上で動作する DICOM サーバシステムを試作し性能を評価した。

【方法】

今回使用した DIOWAVE は佐佐部太也氏の開発しているフリーソフトであり, オープンソースのため自由に入手し利用することができる。サーバには, CPU: Intel Celeron 1GHz, メモリ: 512M バイト, OS は Microsoft Windows Server 2003 を使用した。DIOWAVE のインストール後, 本学に設置されている FOR(Fuji Photo Film 社製 AC-3)を LAN 経由で接続した(Fig.1)。DICOM フォーマットで通信を行うために, 富士独自の FCR フォーマットから DICOM フォーマットに変換するためのゲートウェイ(HIC-655)には, AE Title を DIO.STORAGE, ポート番号を 104 と設定し, C-STORE でサーバへ DICOM データを転送できるようにした。クライアントには Celeron700MHz, メモリ 192M バイトの Windows2000PC を用いた。



Fig.1 FCR 装置 AC-3(左)と DICOM ゲートウェイ HIC-655(右)



Fig.2 DIOWAVE の実行画面

【結果と考察】

DICOM ゲートウェイより DIOWAVE に対し, 1760 x 1760pixel, 10bit の CR 画像(5.9MByte)を転送したところ, 40 秒(1.18Mbps)を要した。他の PC を用いて同一の画像を転送したところ, 5 秒(約 10Mbps)で転送可能であったため, 転送速度は DICOM ゲートウェイの処理速度に制限されていることがわかった(Table.1)。

次に, Web ブラウザから DIOWAVE とともに配布されているツール(Study browser.NET)を起動し, 転送した画像を閲覧することができた。このとき, Study ID や撮影日時等から目的とする画像を検索したり, 階層処理や拡大処理をしたりすることが可能であった(Fig.2)。階層表示の際に, 表示が始まるまでに若干のタイムラグがあった。CR では, 1 画像につきおよそ 0.24 秒のタイムラグがあったが, サーバ内部のログを解析することによってそのうちの 83%程度が圧縮や階層処理などのサーバ内処理にかかっていることがわかった。

Table 1: Comparison of transfer methods. Columns: Transfer Method, Required Time (Sec), Transfer Speed (kbps). Rows: HIC-655 (40sec, 1.18Mbps), PC (<5sec, >9.44Mbps).

Table.1 モダリティからの転送時間 (1760 x 1760 pixel 10bit, 5.9MByte)

今回の実験では, オープンソース DIOWAVE を活用することによって, Web を利用した院内画像配信サーバの運用が可能であり, クライアント PC から Web ブラウザを用いて画像を閲覧できることがわかった。モダリティから画像サーバまでの DICOM 画像転送については, CR からの画像転送の実験では, DICOM ゲートウェイにおける画像フォーマットの変換処理に時間がかかった。今後, CT や MRI などの他のモダリティ画像を転送して, さらに総合的な性能を評価し, 臨床現場での活用について考えていきたい。

(\*) http://diowave-vs.sourceforge.net/

10. 磁気併用電気インピーダンス CT の画像化について

宮川直樹<sup>1)</sup> 竹前忠<sup>2)</sup> 小杉幸夫<sup>2)</sup> 西澤茂<sup>3)</sup> 難波宏樹<sup>3)</sup>

1) 静岡大学工学部 2) 東京工業大学総合理工 3) 浜松医科大学脳外科

1. はじめに

生体内情報の画像化の手段として生体内の電気抵抗分布を利用した電気インピーダンス CT がある。この実現化として, 磁気併用した方法がある[1]。この方法で提案されている残差最小化法を用いたコンダクタンス分布算出において, より適切な初期値, 計算回数について検討した。

2. 方法

磁気を用いた方法では, 印加磁界の強度分布で決まる F1j, 体表面の電位差 V1k, 未知数 g1j との関係は式(1)で示される。ここで, 測定値には誤差が含まれ, 直接式(1)は解けないため, 残差最小化法を使用している。この方法において, 下記の(a), (b)について比較した。

Equation (1): Matrix equation relating F1j, V1k, and g1j. The matrix has dimensions (n+1) x (n+1) and includes terms like F1j, V1k, and g1j.

- (a) 計算回数の決定方法
a-1) 固定値 (20000 回)
a-2) 計算回数 i の時の誤差を Ei とし, (Ei-1 - Ei) / (Ei-2 - Ei-1) と定め, この値が前もって決めた値 alpha より小さくなった時に計算終了とする。
(b) 初期値の決定方法
b-1) 全ての方向で固定値を使用
無磁界の測定での平均値を使用
b-2) 1 方向前の最終値を使用

3. モデル実験と結果

図 1 に示すモデルを用いて実験を行った。

結果を図 2 に示す。計算回数 N を 20000 回に固定した時と比べて alpha を用いる事で計算回数が半分軽減された。さらに, 初期値として 1 方向前の最終値を用いることで, ほぼ同様の画像を得るのに約 6 分の 1 の計算回数で済んでいる。

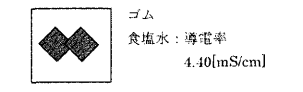


図 1: 測定に用いたモデル (正方形ゴム 2つ)

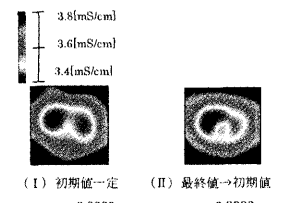


図 2: 各測定法の画像の比較

4. まとめ

磁気併用した電気インピーダンス CT における計算回数と初期値の決め方について検討した結果, より計算回数を減らせる方法が得られた。

参考文献

- [1] 東 他, 「磁気併用四電極法の電気インピーダンス CT への応用」H. 11 年度日本 ME 学会東海支部学術集会, p.50

11. 磁気併用 MRI 画像からの心臓領域とタグの自動抽出

竹前忠<sup>1)</sup>, 大山航<sup>2)</sup>, 若林哲史<sup>2)</sup>, 木村文隆<sup>2)</sup>, 鶴岡信治<sup>2)</sup>, 関岡清次<sup>2)</sup>

1) 三重大学 工学部 2) 南勢立病院

1. 目的

磁気併用 MRI 画像は生体組織に磁気構構 (タグ) を付加できる。タグは組織の運動, 変形に追従するので, 組織の動態解析の指標として利用できる。タグの目視抽出は作業者の主観に依存し, 客観性, 再現性が十分でない。タグの抽出を自動的に行う手法がいくつか提案されているが, 画像中の心臓領域の抽出を含めた完全自動抽出の例は少ない。本研究では心臓領域の自動抽出とタグの自動抽出を実現する手法の開発を目的とする。

2. 抽出手法

MR 画像から心臓領域を抽出するために本手法では, フレーム間差分による運動領域抽出[2] を応用する。ただし, 画像中のタグが時間経過 (フレーム進行) に伴って徐々に消失していくので, 心臓の運動とタグの消失による画像変化を独立に抽出する必要がある。心臓領域の自動抽出は Median Filter 処理による雑音除去, 差分画像の生成, 平均値処理, 抽出領域の決定の処理で行う。心臓領域のタグ自動抽出は, ActiveNet[3] を用いて行う。ActiveNet は動的なモデルで内部歪みエネルギーと画像の適合性エネルギーによって変形する。内部の歪みエネルギーは網自身の収縮力や平行性を保つ力に依存し, 画像の適合性エネルギーは画像の特徴を反映する。内部の歪みエネルギーを磁気併用 MRI 画像における心臓の収縮と磁気構構の平行性に, 画像の適合性のエネルギーを濃淡レベルにそれぞれ対応させタグ自動抽出を行う。

3. 結果

図 1 に心臓領域自動抽出結果を示す。入力として 5 フレームの磁気併用 MRI 画像を入力し, 画像中の心臓の位置と大きさを自動抽出した。図 1 の長方形が抽出された心臓領域を示す。提案手法により心臓領域が正確に抽出された。次に図 1 (a) で抽出された心臓領域に ActiveNet を適用した。心臓領域として抽出された長方形の中央に, 長方形の短辺を対角線とした正方形の領域を設定する。この正方形領域内に初期 ActiveNet を配置する。抽出結果の例として図 2 (a), (b) にそれぞれ第 1 フレーム (拡張末期) と収縮途中におけるタグ抽出の精度を示す第 4 フレーム (収縮途中) の抽出結果を示す。第 1 フレームでは正確にタグが抽出できている。第 4 フレームでは図中矢印で示した部分におけるタグ抽出が一部正確でない。この部分でタグ抽出の精度を低下した理由として矢印部分においてフレーム間の磁気構構の変化が大きいため, 誤ってタグを抽出したことがあげられる。

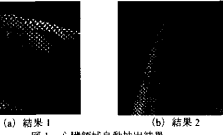


図 1. 心臓領域自動抽出結果

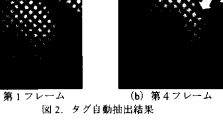


図 2. タグ自動抽出結果

た部分におけるタグ抽出が一部正確でない。この部分でタグ抽出の精度を低下した理由として矢印部分においてフレーム間の磁気構構の変化が大きいため, 誤ってタグを抽出したことがあげられる。

4. 結論

本報では磁気併用 MRI 画像から心臓領域とタグを自動抽出する手法を提案した。フレーム間差分による運動領域抽出を応用することで, 画像中の心臓領域の自動抽出を実現した。しかしタグ自動抽出は実用までにはまだまだ高精度化が必要である。今後の課題として以下があげられる。

- (1) 心臓領域の心臓の形状にあわせて抽出
(2) タグ抽出の高精度化
(3) 心臓動態解析への応用

参考文献

- [1] 橋本忠, 紀久保定保, 徳田正孝: タグging 法による左心室心臓の収縮性評価, 医用電子と生体工学 第 36 巻 第 1 号, 1998 年 3 月, pp.7-14
[2] 宗本孝義, 鶴岡信治, 石田宗保, 木村文隆, 若林哲史, 関岡清次, 磁気併用 MRI 画像からの心臓部分抽出法, 平成 9 年度電気関係学会東海支部大会論文講演集, 759.
[3] 坂上勝彦, 山本和彦: 動的な網のモデル ActiveNet とその領域抽出への応用, レビジョン学会誌 Vol.45, No.10, pp.1155-1163 (1991)