

超音波肝硬変診断のための回転不変特徴量と複合決定法の適用

藤田 悠介[†] 浜本 義彦^{††} 瀬川 誠^{†††} 寺井 崇二^{†††} 坂井田 功^{†††}

[†] 山口大学大学院理工学研究科 〒 755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

^{††} 山口大学大学院医学系研究科 〒 755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

^{†††} 山口大学大学院医学系研究科 〒 755-8501 山口県宇部市南小串 1-1-1

E-mail: †y-fujita@yamaguchi-u.ac.jp

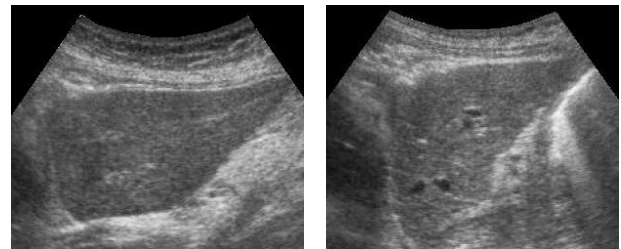
あらまし 超音波肝硬変診断のための画像解析に関する研究がなされており、定量的診断の実現が期待されている。超音波画像解析では、画像のノイズの問題により高精度な識別が困難であり、筆者らはこれまでに複数の関心領域の識別結果を多数決により統合することや、回転や反転により生成した学習サンプルを使用した AdaBoost による学習により識別率を向上させる方法が提案している。本稿では、まず、従来の画像の回転や反転による人工サンプルを用いた学習方法に対して、Gabor 特徴を回転不変特徴量として用いること提案する。次に、複数の識別結果の統合の問題に複合決定法を導入する。これにより各々の識別結果の信頼性を考慮することが可能になる。評価実験により、Gabor 特徴を回転不変特徴として用いることにより画像の回転や反転により生成した人工サンプルの使用と同様に性能が向上し、複合決定法を適用することにより多数決法を上回る性能が得られることを示す。

キーワード 超音波画像, 肝硬変診断, 回転不変特徴量, AdaBoost, 複合決定法

1. はじめに

腹部超音波検査は、肝硬変や肝細胞癌のスクリーニングに広く用いられている非侵襲の検査方法である。図 1 に示す超音波画像は SN 比が低い画像解析が困難であり、読影する医師の熟練技術や経験に頼らざるを得ない。定量的診断方法が求められている [1] ~ [4]。画像認識技術により超音波検査を定量化するためには、低品質なデータに対する頑健な識別法が必要である。

超音波画像は、超音波の減衰などによる画像に定量性がないことや特有のスペックルノイズを含むなどにより、定量的な解析が困難である [5]。Zhou ら [2] は、超音波 M-mode 画像からの特徴と超音波 B-mode 画像からのテクスチャ特徴を組合せて肝硬変を識別する方法を提案している。また、筆者ら [6] は、B-mode 画像を対象として識別性能を高めるために複数の関心領域 (ROI: Region of interest) の識別結果を多数決により統合する方法を提案している。肝線維化は肝臓内で局所的に見られるものではなく、さらに肝組織の観察に適した箇所を選定することが困難であることから有効な識別法と考えられる。また、Gabor 特徴による識別のための AdaBoost による学習において ROI 画像の回転や反転により生成した人工サンプルを用いることにより過学習を抑制できることを示している [6]。しかしながら、識別方法の統合には多数決が用いられているが、統合方法については十分な検討がなされていない。また、ROI 画像の回転や反転により人工的に学習サンプルを生成し、高性能な識別器を設計できているが、使用する Gabor 特徴が画像の回転依存の特徴量であることに起因している。一方で、近年、



(a) 健常者

(b) 肝硬変疾患

図 1 超音波画像の例

SIFT [7] などのスケールや向きに依存しない特徴量の算出方法が注目されており様々な分野で有効性が示されている。

本稿では、まず、従来の Gabor 特徴を回転不変特徴量として用いる方法を検討する。従来の研究 [6] では、画像の回転や反転により学習サンプルを生成することにより高性能な識別器を設計できており、肝硬変診断ではテクスチャの向きによる違いは不要であると考えられる。特徴量が回転不変となれば、人工サンプルを生成せずとも高性能な識別器を設計できる可能性がある。次に、複数の識別結果を統合する問題を、ベイズ決定則の拡張である複合決定問題としてとらえ [8]、複数の ROI を同時に識別する複合決定法を適用する。

本稿では、2. で関連手法、3. で提案手法について述べる。4. で回転不変特徴量と複合決定法による識別について、それぞれ回転依存の Gabor 特徴量および多数決と比較し、その有効性を示す。

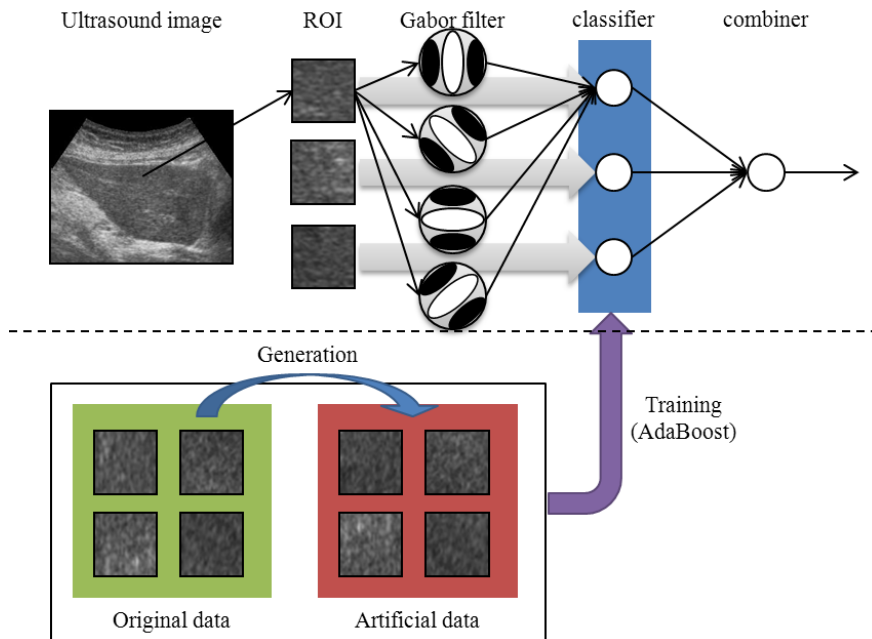


図 2 関連手法の概要

2. 関連手法

先行研究 [6] で提案された識別方法の概要について述べる．図 2 にこの手法の概要を示す．肝硬変が進行するにつれて肝組織の線維化が進行するため，超音波画像上では健常者と肝硬変疾患の肝組織のテクスチャに違いが生じる．まず，超音波画像上で肝組織を視認できる位置に複数の ROI を設定する．次に各 ROI 画像から Gabor 特徴を抽出し，特徴空間に射影する．この特徴空間で，事前に学習サンプルにより設計した識別器により各 ROI の識別を行う．最後に複数の ROI の識別結果を多数決により統合する．

識別器の学習には AdaBoost を適用し，ベイズ 2 次識別器を弱識別器として複数の弱識別器を組み合わせることにより強識別器を設計する．AdaBoost アルゴリズムの学習データに対して過学習する問題 [9] に対して，ROI 画像を回転や反転させて生成させた人工サンプルを学習データとして用いることにより過学習を抑制できることを示している [6] ．

さらに性能を高めるために，多数決時に棄却処理を導入することにより信頼性の高い識別結果のみを統合処理に用いている．しかしながら，棄却処理では，閾値の設定が必要であり閾値により性能に影響を及ぼすといえる．

3. 提案手法

画像の回転や反転により生成した人工サンプルを用いて AdaBoost アルゴリズムにより学習する方法では，Gabor 特徴が回転依存の特徴量であることに注目した学習サンプル生成法である．そこで本稿では，Gabor 特徴を回転不変特徴量として用いることにより，画像の回転や反転による人工サンプルを使用せずに識別性能を向

上させる方法を検討する．また，複数の識別結果を多数決により統合する方法に対して，個々の識別の信頼性にもとづき統合させるすることが可能な複合決定法を導入する．

まず，Gabor 特徴を回転不変特徴量として用いる方法について述べ，複数の ROI を同時に識別するための複合決定法について述べる．

3.1 回転不変特徴量

Gabor 特徴 [10] ~ [12] について概説し，回転不変特徴量の算出方法について説明する．

Gabor 特徴は画像の局所的な周波数成分の強さを要素としてもつ特徴である．Gabor フィルタと画像との畳み込みによって算出される．Gabor フィルタは次式に示すように 2 次元平面波とガウス曲面の畳み込みで得られる．

$$G(x, y | X, Y, k_x, k_y, \sigma^2) = \exp - \frac{(x - X)^2 + (y - Y)^2}{2\sigma^2} e^{j(k_x x + k_y y)} \quad (1)$$

ここで， x と y は，それぞれ実空間での座標を表し， X と Y はガウス関数の中心の位置を表す． σ^2 はガウス関数の分散を表す．また， k_x と k_y は x 方向と y 方向の波数を表し，次式のように平面波の進行方向 θ と波数 ω を決めるパラメータである．

$$\theta = \arctan \frac{k_y}{k_x} \quad (2)$$

$$\omega = \sqrt{k_x^2 + k_y^2} \quad (3)$$

Gabor フィルタは，2 次元空間での平面波の進行方向と波数を変えることにより異なる形状のフィルタを形成で

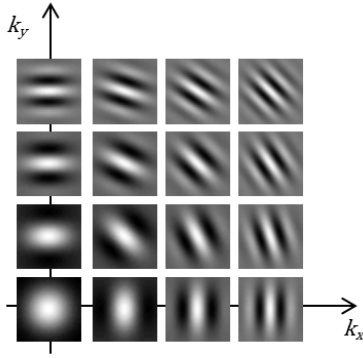


図3 k_x, k_y による Gabor フィルタの形状の違い

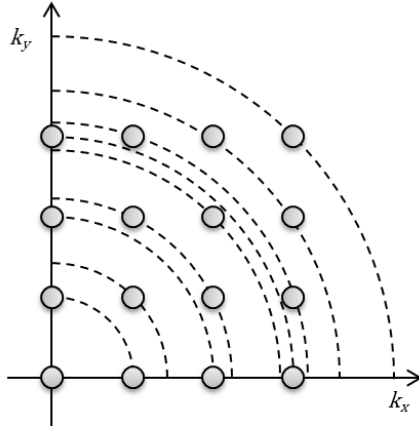


図4 Gabor フィルタのパラメータと波長の大きさの関係

きる．一般には，複数のフィルタにより算出される特徴量を並べた特徴ベクトルを用いることによりテクスチャの違いを表現する．

以上の Gabor フィルタによれば，画像の様々な方向について周波数成分の強さを特徴量として表すことができる．そこで，平面波の波数が同じ Gabor フィルタによる特徴量を平均化し，画像の方向による違いを考慮しない特徴量を算出する．

図3に x 方向と y 方向の波数を変えた Gabor フィルタ (実部) の例を示す．原点から離れるにしたがって，波数が増えているまた，図4に Gabor フィルタのパラメータと波数の関係を示す．原点を中心とした円はフィルタの平面波の波長の大きさを表しており，同一円周上のフィルタは同じ波数であることを表している．回転不変特徴量として用いるために，波数 $\omega = \sqrt{k_x^2 + k_y^2}$ が等しい特徴量についてはそれらの平均を一つの特徴量 f_ω として用いる．特徴数は減少し，向きの違う画像についても同一な特徴量を抽出できる．図4の例では， x 方向と y 方向の波数 k_x と k_y を変えた16個の Gabor 特徴が得られるとき，2次元上で同一波数となるフィルタから計算される特徴量を統合させると波数の異なる10個の特徴量が得られることを示している．

3.2 複合決定法

複合決定問題 (Compound decision problem) とは，連続して観測された n 個の標本 $X = (x_1|x_2|\dots|x_n)$ のそれぞれに対応する n 個の状態を統計的独立性を仮定しないで決定する問題である [8]．この問題において， n 個の標本が全て同じクラスに属する場合には，個々の x_i が確率密度関数に従っているとすれば，

$$p(X|\omega_j) = \prod_{i=1}^n p(x_i|\omega_j) \quad (4)$$

と表すことができる．最大事後確率則に基づいて分類すれば

$$\max_j \{P(\omega_j|X)\} = P(\omega_k|X) \Rightarrow X \in \omega_k \quad (5)$$

となる．すなわち，全ての標本が同時に属する確率が最大となるクラスに分類することを表している．

このとき，確率密度関数が平均ベクトル μ_j ，分散共分散行列 Σ_j の正規分布に従うと仮定し，事前確率をクラスによらず等確率とすれば，クラス ω_j の識別関数は，次式のように2次識別関数 (QDF: quadratic discriminant function) として表される [13] ~ [15]．

$$g_j(x_i) = -(x_i - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (x_i - \mu_j) - \log |\Sigma_j| \quad (6)$$

従って n 個の標本 X に対する分類は

$$g_j(X) = - \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (x_i - \mu_j) - n \log |\Sigma_j| \quad (7)$$

$$g_k(X) = \max_j \{g_j(X)\} \Rightarrow x \in \omega_k \quad (8)$$

と表される．

4. 実験

4.1 実験概要

肝硬変識別の問題において，Gabor 特徴を回転不変特徴量として用いることの有効性と，複数の ROI の識別結果の統合に複合決定法を適用することの有効性を調べるための評価実験について述べる．

本実験では，12人の肝硬変疾患と8人の健常者の超音波画像データ (640 × 480 画素, 256 階調グレースケール画像) を使用している．各被験者は臨床医によりクラス分けされている．各被験者より5枚の静止画像を取得し，各静止画像上に5か所の ROI を設定している．したがって，被験者1人から25個の ROI を取得している．ROI 総数は肝硬変疾患で300 (= 12 × 5 × 5)，健常者で200 (= 8 × 5 × 5) である．本実験では，500の ROI を用いて，一つ抜き交差確認法 (leave-one-out) により識別性能を評価している．すなわち，1人の被験者からの25の

表 1 回転不変特徴量と人工サンプルによる学習の性能比較 (識別率, 感度, 特異度)

Training data	Original data	Artificial data	Original data
No. of ROI(Training data)	475	3800	475
Dimension of Gabor feature	25	25	10
Voting(AdaBoost)	0.700, 0.583, 0.875	0.800, 0.667, 1.000	0.800, 0.667, 1.000
Voting(QDF)	0.700, 0.583, 0.875	0.650, 0.417, 1.000	0.750, 0.583, 1.000

表 2 識別結果の統合の有効性 (識別率, 感度, 特異度)

Dimension	ROI	Voting	Compound decision
10	0.582, 0.493, 0.715	0.750, 0.583, 1.000	0.850, 0.917, 0.750
25	0.562, 0.510, 0.640	0.700, 0.583, 0.875	0.850, 1.000, 0.625

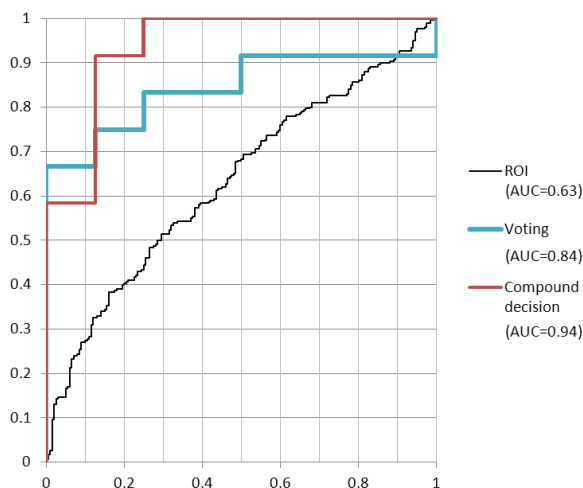


図 5 ROC 曲線による比較 (回転不変特徴量)

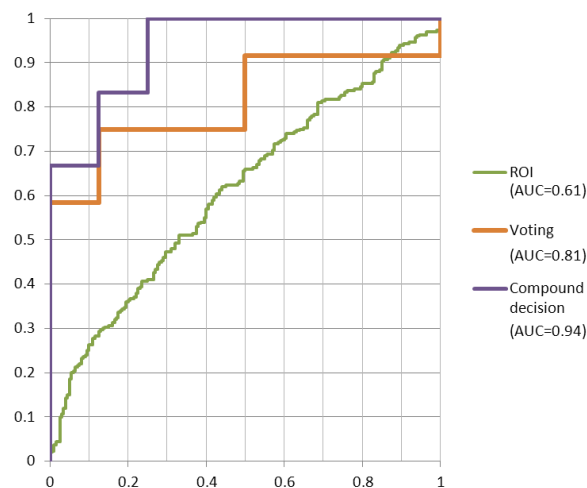


図 6 ROC 曲線による比較 (従来の Gabor 特徴量)

ROI を評価用パターンとして用い, 残りの 19 名の被験者からの 475 の ROI を学習用パターンとして用いる.

まず, 回転不変特徴量の有効性について検討する. 先行研究 [6] では, 25 次元の Gabor 特徴を用いて識別器を学習している. ここでは, 識別性能を高めるために AdaBoost を適用し, 学習データには画像の回転や反転により生成した人工サンプルを用いることにより AdaBoost の過学習の問題を回避している. ここでは, 画像を $1/2\pi, \pi, 3/2\pi$ に回転させ, 各画像を反転させることにより元データの 8 倍の画像を得る. 以下, この手法を従来法と呼ぶ. これに対して, 画像の回転や反転による人工サンプルを用いる代わりに Gabor 特徴を回転不変特徴として用いる方法の有効性を評価する. 回転不変特徴量を使用する手法を提案法と呼ぶ.

従来法では Gabor 特徴抽出におけるパラメータとして, ガウス関数の分散を $\sigma^2 = 50$ とし, x 方向と y 方向の波数を $k, l = -3, \dots, 3$ (各 7 通り) とし, 反転させて重複するものを除外した 25 個のフィルタにより 25 次元特徴を抽出している. 提案法では, これらから波長の大きさが等しい特徴量を平均化して 10 次元の回転不変特徴量として用いる.

従来法および提案法について, QDF および AdaBoost により学習した識別器の性能を評価し比較する. ここで

は, 弱識別器の数を 1 から 10 とし, 識別率が最大となるときの性能を比較する. なお, 弱識別器の数が 1 のとき AdaBoost 識別器は QDF と同じである.

また, 複合決定法適用の実験では, 25 次元 Gabor 特徴量と 10 次元回転不変 Gabor 特徴量について, 一つの ROI での識別 (以下, ROI 法と呼ぶ), 25 個の ROI の多数決 (従来法) による識別および 25 個の ROI の複合決定法 (提案法) による識別を評価する. ここでの識別器は QDF である.

4.2 実験結果

4.2.1 回転不変特徴量

QDF あるいは AdaBoost により学習した識別器について, 従来法としてオリジナルサンプルのみを用いた場合と人工サンプルを用いた場合の性能と, 提案法としてオリジナルサンプルを用いて 10 次元回転不変特徴量により識別したときの性能を表 1 に示す.

表 1 に示すように, オリジナルサンプルのみを使用した従来法では AdaBoost を適用しても QDF による識別率 70% から向上していないのに対して, 従来法では人工サンプルを用いることにより AdaBoost による識別器の識別率が 80% まで高まっている. また, 提案手法では, 画像の回転や反転による人工サンプルを用いなくと

も特徴量を回転不変特徴量として用いることにより同等に AdaBoost による識別性能が 80% まで高まっている。肝硬変診断の問題においては、Gabor 特徴には画像の方向の違いに関する特徴は不要であり波長の違いに関する特徴が有用であることがわかる。

4.2.2 複合決定法

25 次元あるいは 10 次元 Gabor 特徴を用いたときの ROI 法、多数決法および複合決定法の識別性能を表 2 に、ROC 曲線と AUC (Area under the curve) を図 5, 6 に示す。いずれの特徴量を用いた場合にも多数決法より複合決定法を用いた場合の方が識別性能が高く、特に複合決定法を適用した場合には識別率 85% に達している。

5. おわりに

本稿では、超音波画像を用いた肝硬変診断の問題において、識別性能の向上のために Gabor 特徴の回転不変量と複合決定法の適用を提案した。

Gabor 特徴を回転不変量として用いることにより、従来の画像の回転や反転による人工サンプルを利用した学習と同等に性能が高められることを示した。これにより、人工サンプルを使用せず特徴の次元数を削減し、計算コストを抑えて性能を高めることが可能である。また、複合決定法では、識別結果の統合において各識別結果の信頼性を考慮することにより、多数決による統合よりも高精度な識別が可能になるといえる。これにより従来法のパラメータを使用した閾値による棄却処理を用いることなく、信頼性の高い結果に基づく統合処理の実現が可能である。

今後の課題として、本稿では検討していない AdaBoost による識別器と複数 ROI による複合決定法の組合せを検討することが挙げられる。また、より大規模なデータを用いた検証が必要である。

文 献

- [1] J. Thijssen, Ultrasonic speckle formation, analysis and processing applied to tissue characterization, Pattern Recognition Letters, vol. 24, no. 4-5, pp. 659-675, Feb, 2003.
- [2] G. Zhou, Y. Wang, W. Wang, Y. Sun, and Y. Chen, Decision of cirrhosis using liver's ultrasonic images, Annual International Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proc., vol. 7, no. 1617195, pp. 3351-3354, 2005.
- [3] C.M. Wu, Y. C. Chen and K. S. Hsieh, Texture Estimation for Classification of Ultrasonic Liver Images, IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 11, no. 2, pp. 141-152, 1992.
- [4] S. Pavlopoulos, E. Kyriacou, D. Koutsouris, K. Blekas, A. Stafylopatis and P. Zoumpoulis, Fuzzy neural network-based texture analysis of ultrasonic images, IEEE Engineering in Medicine and Biology, vol. 19, pp. 39-47, 2000.
- [5] 伊藤貴司, 河西千廣, 超音波周波数依存性減衰の測定における音場の影響とその補正, 信学論, vol. J68-A, no. 3, pp. 346-351, 1985.
- [6] Y. Fujita, Y. Hamamoto, M. Segawa, S. Terai and I. Sakaida, An improved method for cirrhosis detection using liver's ultrasound images, Proceedings of 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2010), pp. 2294-2297, 2010.
- [7] D. G. Lowe, Object recognition from local scale-invariants for image retrieval, International Conference on Computer Vision, pp. 1150-1157, 1999.
- [8] 堀田政二, 複合決定問題から導かれる複合部分空間識別器, 信学技報 PRMU, 133, pp. 45-50, 2010.
- [9] 小野田崇, Boosting の過学習とその回避, 信学論, vol. J85-D-II, no. 5, pp. 776-784, 2002.
- [10] M. Idrissa and M. Acheroy, Texture classification using Gabor filters, Pattern Recognition Letters, vol. 23, no. 9, pp. 1095-1102, 2002.
- [11] A. K. Jain and F. Farrokhnia, Unsupervised texture segmentation using Gabor filters, Pattern Recognition, vol. 24, no. 12, pp. 1167-1186, 1991.
- [12] Bovik, Alan Conrad, Clark, Marianna, Geisler and Wilson S., Multichannel texture analysis using localized spatial filters. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 1, pp. 55-73, 1990.
- [13] R. O. Duda, P. H. Hart, and D. G. Stork, Pattern Classification 2nd Edition. John Wiley & Sons, 2001.
- [14] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, Academic Press, second edition, 1990.
- [15] A. K. Jain, R. Duin, and J. Mao. Statistical pattern recognition: A review, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 1, pp. 4-37, 2000.