

高次局所自己相関特徴に基づく AdaBoost を用いた 乳腺超音波画像からの腫瘍像検出

山崎優大† 岩田昌也‡

† 筑波大学大学院 システム情報工学研究科

野里博和‡ 坂無英徳†‡

‡ 産業技術総合研究所 情報技術研究部門

1 はじめに

乳がんによる死亡率は年々増加しているため、定期的な乳がん検診を受けることが重要である。乳がん検診ではマンモグラフィを用いた検診が一般的であるが、超音波を併用した検診が効果的であると言われている [1]。乳腺超音波検診では、検査者が超音波プローブ（探触子）を手動で操作し、乳がんの疑いのある病変が描出されるシーンのみを静止画像として保存し、これをもとに医師が診断を行う。そのため、検査結果が検査者の技量に左右され、乳がんの見落としが起こる危険性がある。

そこで、乳腺超音波画像におけるコンピュータ診断支援 (Computer-Aided Detection/Diagnosis; CAD) システムが開発されている。CAD システムとは医用画像をコンピュータを用いて定量的に解析し、その結果を「第2の意見」として医師が利用するシステムである。従来技術では、病変候補となる領域の輪郭を抽出し、これを基に病変の検出を行う [2]。しかし、乳腺超音波画像では病変が不鮮明に描出されるため、輪郭抽出が困難である。また、輪郭抽出に失敗した病変に対しては病変の検出を行うことができないという問題がある。

本論文では従来技術における問題を解決するアプローチとして、対象物の輪郭抽出不要な特徴量である高次局所自己相関 (Higher-order Local Autocorrelation; HLAC) 特徴 [3] と AdaBoost [4] による学習手法を用いて、乳腺超音波画像から病変を自動検出する手法を提案する。

2 乳腺超音波画像

乳腺超音波画像では音の反射を利用して乳房の断面を撮影する。乳腺超音波画像は図1のように層構造となっており、上から順に、皮膚、脂肪、乳腺、大胸筋、肋骨などの組織が描出される。乳腺組織に発生するがんを乳がんと呼ぶ。超音波画像は音の反射を画像化したものであるため、音の干渉によりノイズを多く含むという性質がある。

乳がんとなる病変には、腫瘍像を形成する病変と腫瘍像を形成しない病変がある。従来技術では、腫瘍像を検出対象とし、腫瘍像の濃度値が正常な乳腺よりも小さいことに着目して腫瘍像の輪郭を抽出する。しかし、超音波画像はノイズを多く含むため、濃度値に着目した輪郭抽出は困難であるという問題がある。

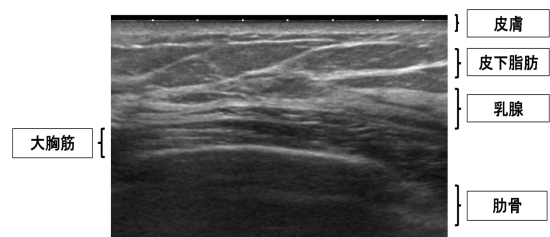


図1: 乳腺超音波画像の基本的構造

3 提案手法

乳腺超音波画像における従来技術の病変の輪郭抽出が困難であるという問題を解決するため、輪郭抽出不要な特徴量である高次局所自己相関 (HLAC) 特徴を用いて腫瘍像の検出を行う。HLAC 特徴は自己相関関数により定義された静止画像に対する特徴であり、35次元の特徴ベクトルとして表現される。HLAC 特徴を用いることにより対象物の形や大きさ、模様などの幾何学的特徴を抽出することが可能である。本論文では、乳腺超音波画像には左右の方向的特徴がないことから、左右の反転を考慮した HLAC 特徴を導入する。左右の反転を考慮することにより、35次元の特徴ベクトルからなる HLAC 特徴から、22次元の特徴ベクトルからなる左右反転不変 HLAC 特徴を構成する。また、正常な乳腺の様子は様々であり、抽出した HLAC 特徴の分布は複数のクラスに別れている可能性がある。その場合、1つの識別器では様々な分布での正常な乳腺と腫瘍像を識別することは困難である。そこで、複数の識別器を統合することで、様々な分布の正常な乳腺と腫瘍像を識別する識別器を AdaBoost による学習手法を用いて構成する。

提案手法は図2に示すように、学習及び、検出フェーズにより構成される。学習フェーズでは、予め分類された正常な乳腺画像と腫瘍像画像に前処理を施し、HLAC 特徴を抽出する。乳腺超音波画像は撮影を行う際に、検査者により明るさやコントラストの調節が可能である。

Breast Mass Detection from Ultrasound Images Using AdaBoost Based on Higher-order Local Autocorrelation Features

†Yudai Yamazaki ‡Masaya Iwata ‡Hirokazu Nosato †‡Hidenori Sakanashi

†Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

‡National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, Information Technology Research Institute

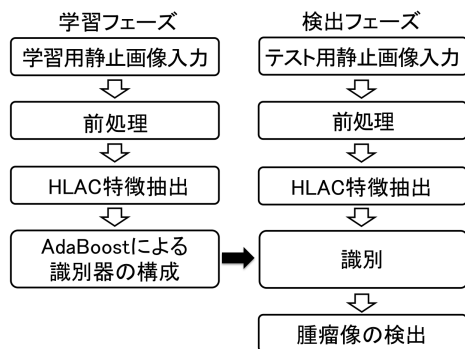


図 2: 提案手法のフローチャート

そのため、前処理においては、ヒストグラム均一化による正規画像とソーベルフィルタによる勾配画像を作成し、2種類の画像からHLAC特徴を抽出する。得られたHLAC特徴から判別分析とAdaBoostによる学習手法を用いて正常な乳腺と腫瘍像を分類する識別器を作成する。

検出フェーズでは、まず、学習フェーズと同様にテスト画像に前処理を施し、HLAC特徴を抽出する。次に、抽出したHLAC特徴を基に学習フェーズで構成された識別器を用いて正常な乳腺と腫瘍像を識別し、腫瘍像の検出を行う。

4 検証実験

実験では、腫瘍像ありと診断された5人の被験者A, B, C, D, Eの乳腺超音波画像から、図3, 4に示すような正常な乳腺領域、腫瘍像領域を切り出した画素数50×50の静止画像を使用した。なお、正常な乳腺画像は撮影された乳腺超音波画像から無作為に取得した。表1に5人の被験者から作成した正常な乳腺画像と腫瘍像画像のサンプル数を示す。

実験では、1人の被験者から得られた正常な乳腺画像と腫瘍像画像を1群とし、5分割交差検定を行った。評価方法としては、腫瘍像を正しく腫瘍像として検出する割合を表す感度を算出し、従来のHLAC特徴と左右反転不変HLAC特徴の感度の比較を行った。

実験の結果を図5に示す。従来のHLAC特徴と左右反転不変HLAC特徴を比較すると、従来のHLAC特徴に対し、左右反転不変HLAC特徴の感度が高いということがわかる。これは、左右の反転を考慮したことにより、各被験者から得た腫瘍像の共通の特徴を捉えていると考えられる。また、5人の被験者の感度を比較すると、被験者ごとに感度が大きく異なることがわかる。これは、腫瘍像画像のサンプル数が被験者ごとに大きく異なるためである。このことから、被験者AにおいてHLAC特徴、左右反転不変HLAC特徴の感度が共に0%であったのは、学習フェーズで使用した被験者B, C, D, Eの腫瘍像画像のサンプル数、腫瘍像のバリエーションが被験者Aと比較して少なく、正常な乳

	A	B	C	D	E
正常な乳腺画像	4167	3180	3098	3811	2411
腫瘍像画像	976	50	70	79	63

表 1: 各被験者におけるサンプル数

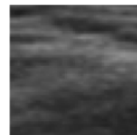


図 3: 正常な乳腺画像の例

図 4: 腫瘍像画像の例

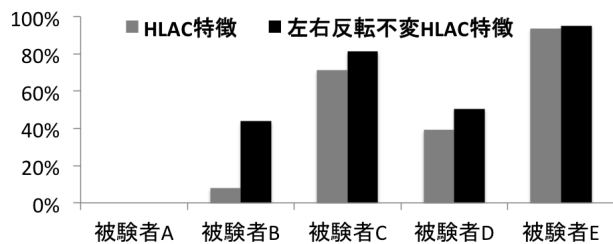


図 5: 各被験者における感度

腺画像と腫瘍像を分類する識別器を構成できなかったからだと考えられる。

5 おわりに

本論文では、乳腺超音波画像における従来技術の病変の輪郭抽出が困難である問題点を解決するため、輪郭抽出不要なHLAC特徴とAdaBoostを用いて、乳腺超音波画像からの腫瘍像の検出手法を提案した。また、乳腺超音波画像は左右の方向的特徴がないことから、左右の反転を考慮したHLAC特徴を用いて腫瘍像の検出実験を行った。検証実験の結果、通常のHLAC特徴と比較して、左右反転不変HLAC特徴では感度が高く、提案手法の有効性を確認した。

今後は、学習フェーズにおける腫瘍像画像のサンプル数、腫瘍像のバリエーションを増やし、実験を行う。

参考文献

- [1] 増岡秀次, "乳癌検診における超音波 (US) の有用性について", 日本乳癌検診学会誌, 2007年, No.16, pp.52-59
- [2] 石原福太郎, 福岡大輔, 村松千左子, 原武史, 高田悦雄, 遠藤登喜子, 森田孝子, 藤田広志, "全乳房超音波画像における3次元的情報に基づいた腫瘍像の自動検出法の開発", 電子情報通信学会技術研究報告. MI, 医用画像 2011-01-12, Vol.110, No.364, pp.87-91
- [3] 大津展之, 栗田多喜夫, 関田巖, "パターン認識-理論と応用", 行動計量学シリーズ 12, 朝倉書店, 東京 (1996)
- [4] Freund, Yoav and Schapire, Robert E, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting", In Computational Learning Theory: Eurocolt '95, pp.23-37, 1995