

## 卵巣超音波画像における空胞自動識別のための特徴量解析 Feature Analysis for Identifying a Vacuole in Ovary Ultrasound Images

森 健太郎<sup>†</sup> 梶脇 陸<sup>†</sup> 石川 智基<sup>‡</sup> 松林 秀彦<sup>‡</sup> 畑 豊<sup>†</sup>  
Kentaro Mori Riku Kashiwaki Tomomoto Ishikawa Hidehiko Matsubayashi Yutaka Hata

### 1. はじめに

少子高齢化並びに初婚年齢の高齢化を背景として、不妊症の治療件数は年々増加している[1]。不妊症とは1年以上継続的に性交を行っているにもかかわらず妊娠に至らない症状のことであり、日本の夫婦の約18%が不妊症の検査や治療経験を有している[2]。高い妊娠率を有する不妊治療法として生殖補助医療(ART)があり、2016年には一般妊娠を含む全出生時の約5%がこの治療によって出産された新生児であった[1, 3]。2016年における調査では、日本でのARTによる妊娠率は約17%であることが報告されている[1]。この妊娠率は決して高い数値ではない。一度の治療で妊娠する保証がないということが不妊治療における大きな問題点である。一般的に不妊治療は妊娠が成立するまで繰り返して行われるため、身体的負担や治療費の負担が非常に大きくなる。そのため、不妊治療では治療の成功率向上が非常に強く望まれている。

不妊治療は排卵、精子抽出、受精、着床の4工程で実施される。排卵の工程では、排卵手術によって女性の体内から卵子の採取が行われる。卵子は卵胞液で満たされた卵胞内に存在し、卵胞は卵巣内に複数存在している。排卵手術では、超音波装置によって卵巣内の卵胞の位置を確認しながら専用の注射針を刺し、卵胞から卵胞液ごと卵子を採取する。図1に超音波装置で撮影された卵胞の画像を示す。卵巣内には空胞と呼ばれる卵子の存在しない卵胞が存在していることがあり、空胞の識別は卵胞を採取するまでわからない。そのため、手術時に使用される超音波画像から目視で空胞を判断し、避けることは不可能である。排卵手術において、空胞を正確に識別して避けることができれば、手術時の患者への負担を軽減させることができる。また、手術前に空胞を識別できれば、卵子が十分存在しないため手術を実施しないという判定が可能となり、患者に対する身体的、経済的負担の軽減につながる。本研究の目的は、排卵手術時に使用される超音波画像を用いて卵胞の画像特徴を解析し、空胞を自動で識別するシステムを開発することである。

我々はこれまでに、超音波画像上の卵胞が有する画像特徴の解析を行い、卵胞の面積、円経度、輝度値の平均値、輝度値の分散を特徴量として用いた Support vector machine (SVM)によって、0.61の精度で空胞を識別できることを確認した[4]。超音波画像における空胞の特徴は医学的にも不明確な領域である。そのため、我々が選択した特徴量が超音波画像における空胞識別に最適なものはわからない。つまり、0.61の精度が高いのか、あるいは改善が可能なかは、現状の結果では判定することができない。そこで本研究では、特徴量が自動的に定義される Convolutional

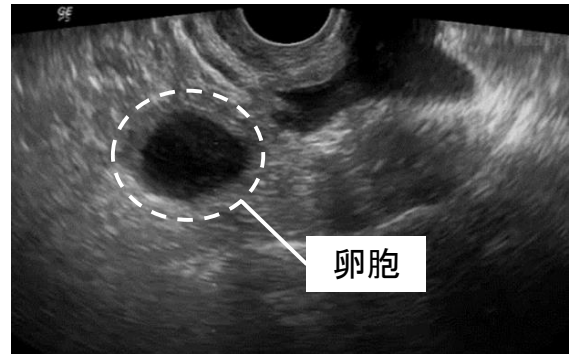


図1 卵胞の超音波画像

neural network (CNN)による識別システムを開発し、SVMによる識別システムとCNNによる識別システムで精度比較を行う。

### 2. 手法

本章では、SVMおよびCNNによる空胞の自動識別システム、またそれらの精度比較実験の方法について記述する。

#### 2.1 SVMによる予測システム

排卵手術時の超音波画像において、針が卵胞に触れる直前の画像から30フレーム前の画像までを取得し、卵胞1個につき30枚の画像を取得する。取得した画像から、手で卵胞の輪郭を指定し卵胞領域を取得する。そして、卵胞領域の面積、円経度、輝度値の平均値、輝度値の分散を算出する。卵胞1個に対して30枚の画像を取得しているため、各算出値は卵胞1個につき30個ずつ得られる。4種類の算出値に対して、30個のデータの最大値と最小値の差をそれぞれ計算する。また30個のデータに対してフレーム間での差分を計算したうえで、先ほどと同様に4種類の算出値に対する最大値と最小値の差をそれぞれ計算する。これらの計算によって得られた8種類の値を卵胞に対する特徴量として使用する。SVMによる予測システムは、8個の特徴量をSVMに入力し、入力された卵胞が空胞かそうでないかを識別するシステムである。このシステムでは8種類の特徴量が明確に定義されている。

#### 2.2 CNNによる予測システム

排卵手術時の超音波画像において、針が卵胞に触れる直前の画像から10フレーム前の画像までを取得し、卵胞1個につき10枚の画像を取得し、50×50ピクセルにリサイズする。得られた画像に対して高速フーリエ変換を適用することで複素数に変換する。2層の畳み込み層、1層のプーリング層、2層の畳み込み層、1層のプーリング層、2層の全結合層で構成されたCNNに複素数に変換された超音波画像を入力することで、空胞の識別が行われる。このシ

<sup>†</sup> 兵庫県立大学 University of Hyogo

<sup>‡</sup> リプロダクションクリニック大阪 Reproduction Clinic Osaka

システムでは特徴量は明確に定義されておらず、コンピュータが自動で特徴量を決定する。

### 2.3 比較実験

SVM および CNN による空胞の自動識別システムを用いてそれぞれの識別精度を比較する。比較実験に使用するデータはリプロダクションクリニック大阪より提供された 4 人の患者の 72 個の卵胞データである。72 個の卵胞のうち、32 個は卵子が含まれていたもの、40 個は卵子が含まれていない空胞である。各システムの評価は、Leave-one-out cross validation によって行う。

### 3. 実験結果

表 1 に SVM による空胞の自動識別システムの識別結果を、表 2 に CNN による空胞の自動識別システムの識別結果を示す。表 1 と表 2 より、特徴量を明確に定義した SVM による空胞の自動識別システムでは 0.61 の精度、特徴量を定義していない CNN による空胞の自動識別システムでは 0.68 の精度を得られていることがわかる。表 1 と表 2 の結果を比較すると、おおむね精度は変わらないことが確認できる。

表 1 SVM による識別システムの識別結果 (精度: 0.61)

		事実	
		卵子なし	卵子あり
予測	卵子なし	30	18
	卵子あり	10	14

表 2 CNN による識別システムの識別結果 (精度: 0.68)

		事実	
		卵子なし	卵子あり
予測	卵子なし	32	15
	卵子あり	8	17

### 4. 考察

実験結果より、SVM によるシステムと CNN によるシステムには、空胞の識別精度に大きな差はないということがわかった。SVM によるシステムでは、卵胞の超音波画像より得られる画像特徴を明確に定義し、この特徴量に基づいて識別が行われる。これに対し CNN によるシステムでは、卵胞の超音波画像に対する画像特徴を我々が定義しておらず、コンピュータが無数に存在する画像特徴から空胞の識別に有効な特徴を自動で抽出していると考えられる。このため、CNN によるシステムの識別精度は、ある種の理論値であると考えられる。CNN によるシステムの識別精度を理論値とすると、SVM によるシステムの識別精度は理論値に非常に近い状態であるとみなせる。つまり、我々が定義した 8 種類の特徴量は、空胞の識別に有効な特徴量であることが本実験結果によって示される。

本実験を通して得られた識別精度は SVM のシステムで 0.61、CNN によるシステムで 0.68 であり、数値的にみると高い識別精度とはいえない。識別精度が低い原因としては、データ数が非常に少ないことが考えられる。今回使用しているデータは、患者 4 人分の卵胞 72 個のみである。デー

タ数を増やすためには、採卵手術時の超音波画像を取得する必要があるが、手術時のデータを取得することは非常に困難である。そこで、短期間でデータ数を増やす方法として、人工的な仮想データを生成することが有効だと考えられる。今回の実験によって、卵胞の面積、円経度、輝度値の平均値、輝度値の分散が空胞識別に有効な特徴量であることを我々は示した。これらの特徴量に対する仮想データの生成プロセスを確立することによって、多数の卵胞の仮想データを容易に作成することができるようになる。仮想データによって卵胞のサンプル数が増加すれば、識別システムにおける精度は大きく向上すると考えられる。本研究によって得られた結果は、空胞の自動識別システムにおける精度向上につながる結果である。

### 5. おわりに

本研究では、不妊治療の成功率向上を目的として開発した SVM による空胞の自動識別システムの精度評価を行った。精度評価として、特徴量を定義する必要がない CNN による識別システムを開発し、特徴量が明確に定義されている SVM による識別システムと予測精度の比較を行った。精度比較の結果、SVM による識別システムと CNN による識別システムでは、予測精度に大きな差がないことを確認した。特徴量がコンピュータによって自動で設定される CNN と同程度の精度ということは、我々が SVM によるシステムで定義した、超音波画像上の卵胞の面積、円経度、輝度値の平均値、輝度値の分散の画像特徴は、空胞を識別するにあたり、有効な特徴量であることが示された。本研究では、システムの識別精度が 0.61 であり、数値的にはまだ改善の余地があるという問題がある。この問題は、学習用データの数が少ないことに起因すると考えられる。データ数を増やすためには、手術時のデータを取得する必要があるが、容易に実現することは困難である。そこで、短期間でデータ数を増やす方法として、人工的な仮想データを生成することが有効だと考えられる。本研究によって、空胞識別に有効な特徴量を我々は明確に定義した。これらの特徴量に対する仮想データの生成プロセスを確立することによって、多数の卵胞の仮想データを容易に作成することができるようになる。本研究の結果は仮想データを用いた転移学習[5]による、識別精度向上の可能性につながる結果である。

### 謝辞

本研究の一部は立石研究財団の助成による。

### 参考文献

- [1] 日本産婦人科学会 ART データブック(2016年).
- [2] 国立社会保障・人口問題研究所 第 15 回出生動向基本調査.
- [3] 厚生労働省 平成 28 年(2016)人口動態統計の年間推計.
- [4] Riku Kashiwaki, Tomomoto Ishikawa, Hidehiko Matsubayashi, and Yutaka Hata, "Classification of Follicles by Ultrasonic Images", In proceedings of IEEE SMC 2018, 2018.
- [5] Amir Zamir, Alexander Sax, William Shen, Leonidas Guibas, Jitendra Malik, and Silvio Savarese, "Taskonomy: Disentangling Task Transfer Learning", In proceedings of CVPR18, pp. 3721-3722, 2018.