

Boosting による気道・食道自動識別

諸岡 健一[†] 田村 暁斗^{††} 倉爪 亮^{††} 岩下 友美^{††} 内田 誠一^{††}
原 健二^{†††} 中西 洋一^{††††} 橋爪 誠^{†,††††} 長谷川 勉^{††}

[†]九州大学デジタルメディスン・イニシアティブ 〒812-8582 福岡市東区馬出 3-1-1

^{††}九州大学システム情報研究院 〒819-0395 福岡市西区元岡 744

^{†††}九州大学芸術工学研究院 〒819-0395 福岡市南区塩原 4-9-1

^{††††}九州大学医学研究院 〒812-8582 福岡市東区馬出 3-1-1

E-mail: †morooka@digital.med.kyushu-u.ac.jp

あらまし 気道確保法の一つである気道挿管では、通常まず喉頭鏡を使って喉頭展開を行い、声門の位置を目視により確認する。しかし実際の医療現場では、上気道閉塞など様々な要因で、声門の位置を目視により確認しづらい場合がある。この不完全な確認が原因で食道へ誤挿管した場合、気道が確保されず危険だけでなく、無理な目視のために頸椎や歯牙損傷などの合併症を引き起こす危険性がある。安全・確実な気道挿管の実現に向けて、我々は、スタイレット先端に小型カメラを搭載した自動気管内挿管システムを開発することを目指している。本論文では、その要素機能として、カメラから取得される画像から、挿管チューブが気道あるいは食道に挿管されているかを自動的に識別する方法を提案する。本手法は、気道画像には気道周囲の輪状軟骨が特徴的に観察されることから、まずこの環状模様の特徴に適合した特徴量を定義し、それに基づいた気道・食道識別器を Adaboost によって構築する。実験の結果、97.6% の高い識別率で気道・食道の判別が可能であり、提案手法の有効性が確認できた。

キーワード 気管内挿管, 気道・食道識別, AdaBoost

Automatic Classification of Trachea and Esophagus by Using Boosting

Ken'ichi MOROOKA[†], Akito TAMURA^{††}, Ryo KURAZUME^{††}, Yumi IWASHITA^{††},
Seiichi UCHIDA^{††}, Kenji HARA^{†††}, Yoichi NAKANISHI^{††††}, Makoto HASHIZUME^{†,††††}, and
Tsutomu HASEGAWA^{††}

[†]Digital Medicine Initiative, Kyushu University 3-1-1 Maidashi, Higashi-ku, Fukuoka, 812-8582 Japan

^{††}Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University 744 Motooka, Nishi-ku, Fukuoka, 819-0395 Japan

^{†††}Faculty of Design, Kyushu University 4-9-1 Shiobaru, Minami-ku, Fukuoka, 815-8540 Japan

^{††††}Faculty of Medical Sciences, Kyushu University 3-1-1 Maidashi, Higashi-ku, Fukuoka, 812-8582 Japan

E-mail: †morooka@digital.med.kyushu-u.ac.jp

Abstract This paper proposes the method for classifying trachea and esophagus images for an automatic tracheal intubation system. The proposed method uses several features based on the circular patterns of cricoid cartilage, which is observed in the tracheal images. The classifier is generated by Adaboost algorithm. From experimental results, we can conclude that the classifier is composed of the small number of weak learners while keeping the acceptable recognition accuracy.

Key words tracheal intubation, classification of trachea and esophagus images, Adaboost

1. ま え が き

心肺停止や意識障害などの病態や、全身麻酔により筋肉が弛緩することで、気道が閉塞し、酸素を体内に取り込むことができなくなる。生命維持のためには、気道確保、すなわち、気道を開通した状態に保つ必要がある。

気道確保には様々な方法があり、現在最もよく行われるものは気管内挿管 [1] である。この手技では、まず、喉頭鏡 (図 1(a)) を使って喉頭蓋 (epiglottis) を持ち上げる喉頭展開を行い、声門の位置を目視により確認する。そして、図 1(b) に示す、口腔 (oral cavity)、咽頭 (pharynx)、喉頭 (larynx)、声門 (glottis)、気管 (trachea) [11] の順に

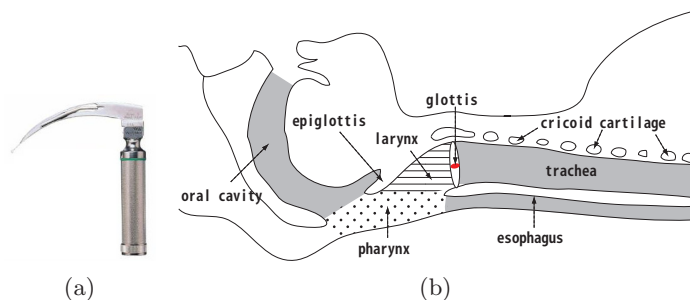


図1 気管内挿管：(a) 喉頭鏡；(b) 口腔から気管までの解剖図。
Fig.1 Tracheal intubation: (a) laryngoscope (b) atlas from oral cavity to trachea.

チューブを挿入して気道を確保することで、そのチューブを通して酸素を機械的に送り込む人工呼吸が可能となる。従来、気管内挿管は医師のみが行える手技であったが、2004年からは救急救命士が活動中に気管挿管することが認められている。

医療従事者にとって気管内挿管は基本的な手技であるが、実際の現場での時間的・空間的な制約、あるいは患者の状態によって、挿管困難な状況が起こりうる。例えば、患者の疾患や体型によって喉頭展開時の視野は異なり、声門が必ずしも目視できるとは限らない。喉頭展開時の視野の表現法である Cormack 分類 [4] に基づいて、喉頭の視野が狭く喉頭展開が難しいと判断される症例は、救急患者の約 1 割程度の割合で発生するとの報告もある [16]。この時、図 1(b) に見られるように、声門と食道 (esophagus) の入り口は近い位置にある。もし食道に誤挿管し、それに気付かずそのまま挿管した場合、気道が確保されない。また、強引に喉頭展開をしようとする、喉頭鏡による頸椎や歯牙損傷などの合併症を引き起こす危険性がある [2]。そのため、チューブ挿入後に気道に挿管できたか確認する作業を行うが、確実に鑑別する方法がなく、いくつかの方法を組み合わせるため、その分時間を要する。これに対し、気管支ファイバースコープなどの小型カメラが開発されている。これにより、画像を見ながら気管内挿管をすることができ、医療現場でも実用化されつつある [10]。しかし、この装置の操作には、なお一定の技量が必要である。したがって、気管内挿管を自動的に且つ安全・確実に遂行できる装置への需要がますます高まりつつある。

我々は、小型カメラを搭載した自律移動型気管内挿管システムを開発することを目的とし、現在研究を行っている。本論文では、その要素機能の一つとして、カメラから取得される画像を使って、挿管チューブが気道あるいは食道に挿管されているかを自動的に識別する方法を提案する。ここで、図 2(a), (b) は、それぞれ気道および食道の画像を示す。気道は輪状軟骨 (cricoid cartilage) (図 1(b) 参照) と呼ばれる骨で周囲を囲まれており、その骨による環状の模様が気道内壁に見られる。一方、食道内壁にはそのような特徴的な模様が見られな

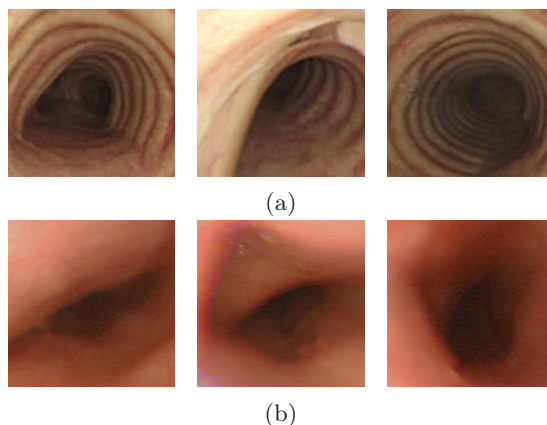


図2 (a) 気道および (b) 食道の画像例。
Fig.2 Sample images of (a) trachea and (b) esophagus.

い。そこで、提案手法は、画像内における環状模様に着目し、その模様の有無をもとに、機械学習の 1 つである Adaboost [12] によって気道・食道を識別する。本論文では、声門付近から気管支分岐手前までの気管支を対象範囲とする。

2. 関連研究

気道内の気管支鏡の位置や向きを確認するシステム [13] など、気道あるいは食道のみ対象とした研究は見られるが、気道・食道を識別するシステムはない。気道内の環状模様の検出という観点から、虹彩や瞳孔の円状・楕円形の輪郭を抽出する方法 [8], [14], [18] が、本論文の類似研究として挙げられる。これらの手法では、最小 2 乗法による楕円の当てはめ [18] やハフ変換 [8], [14] などを用いている。しかし、気道に対するカメラの向きは必ずしも一定ではなく、そのため、図 2(a) が示すように、一部環状模様が隠れていたり、あるいは環状模様も単に真円や楕円だけでなく、部分的に歪みが異なり、その形状は多様である。このような形状を、円や楕円のような比較的単純な関数で表現することは難しく、したがって、最小 2 乗法の適用は困難である。また、一般的にハフ変換の計算量は多く、実時間処理を要求される本システムには適さない。例えば、図 2(a) から分かるように、環状模様は複数存在するため、それだけエッジ画素数すなわち投票数も多くなり、計算量の問題は更に顕著になる。

別の観点から、環状模様によるエッジを抽出することで、気道を認識する方法が考えられる。このようなエッジ検出の一般的な方法としては、Canny や Gabor などのフィルタリング法 [6] がある。フィルタに含まれるパラメータの調整は、フィルタリング法の精度向上にとって重要である。しかし、上述のような環状エッジの形状の多様性に対し、頑強且つ最適なパラメータ値を一意に決定するのは困難である。別の方法として、機械学習を使った物体認識法が、その高い認識精度から近年盛んに行われている [19]。この認識法には、エッジ情報を特徴量として用いる方法 [5], [7], [17] があり、特に、手法 [17]

では、実時間で且つ高精度な顔検出処理を実現している。これらの手法では、顔あるいは一般的な物体が対象である。一方、我々は、気道と食道の2クラス識別問題を扱うため、これら2クラス間の特徴的な差異である環状模様に着目し、それに特化した特徴量を用いることで、識別能力の高い識別器を生成できると期待される。

3. AdaBoostによる気道識別

Boosting [12] は、多くの単純な識別器(弱識別器)を逐次的に統合することで、識別器を構築するアルゴリズムである。その利点として、識別器の汎化性能が高いことと、弱識別器の選定以外に決定すべきパラメータ数が少ないことが挙げられる。また、複数種類の特徴量を使うことで、頑強な識別器を構築できることは知られている。Boostingの枠組みでも、複数種類の特徴量から識別に有効な特徴量を選択する応用も可能である [9]。

Boostingの一種であるAdaBoostは、弱識別器を選ぶ度に各学習データにそれぞれ重みが与えられ、この重みは、既に選ばれた t ($t = 1, \dots, T$)個の弱識別器が間違えたデータの重みを重く、正解したデータの重みを軽くするよう更新される。 $t+1$ 番目の弱識別器は、この重み付き学習エラー値が最小となる、つまり、それより前に選ばれた弱識別器が苦手とするデータに対して頑強なものが選ばれる。この弱識別器の選択と、データの重み更新を T 回繰り返す、最終的に T 個の弱識別器から識別器を生成する。本手法においては、入力画像 x が与えられると、識別器の出力が正值ならば x は気道画像、負値ならば食道画像であることを表す。

AdaBoostでは、多くの弱識別器を用意する必要がある。本手法では、輪状軟骨によるエッジ(以後、環状エッジと呼ぶ)に特化した特徴量を3種類定義する。本手法で用いる特徴抽出処理には、複数のパラメータが含まれ、これらのパラメータの値を変えることで、多数の弱識別器を生成する。

3.1 弱識別器の構築

3.1.1 2次元パワースペクトルを用いた弱識別器

図2(a)に示すように、環状模様は、画像内で周期的に現れるため、ある周波数の波であると見なせる。そこで、画像に対し2次元離散フーリエ変換による周波数解析を行い、得られた空間周波数領域で環状模様に対応した波(以後、環状波と呼ぶ)の有無を判別する識別器を構築する。

本手法では、入力画像に2次元フーリエ変換を適用し、得られた周波数領域の4つの象限を原点对称に並びかえる。これにより得られた空間周波数領域を、以後の処理で用い、更に、環状模様の対称性を考慮して、空間周波数領域の第1象限のみを扱う。例として、図2(a)左の気道画像と、同図(b)左の食道画像に上述の処理を施し、得られた2次元パワースペクトルを、それぞれ図3(a),

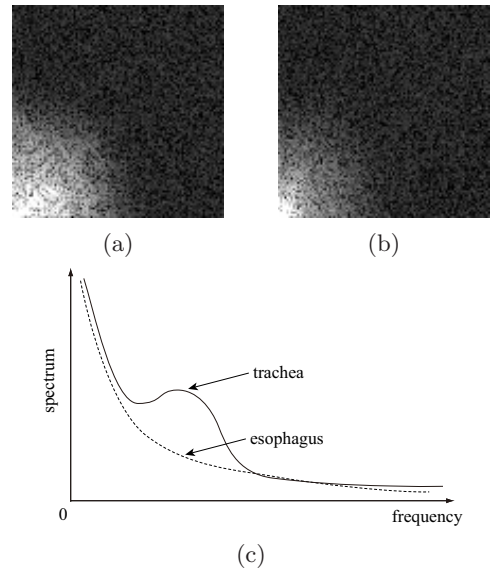


図3 (a) 気道, (b) 食道画像を用いた2次元離散フーリエ変換による周波数解析例。(c) 空間周波数での断面

Fig.3 Samples of results obtained by applying 2D discrete Fourier transformation to (a)trachea and (b)esophagus images. (c)Cross section of transformed trachea and esophagus images.

(b)に示す。これらの図において、波の周波数とその方向をそれぞれ r, μ とすると、空間周波数領域内の点 q は、極座標系 (r, μ) で表される。つまり、 r は原点から q までのユークリッド距離、 μ は、周波数領域の横軸と、原点と q を結んだ直線のなす角に対応する。そして、空間周波数領域の濃淡値は、波の強度値を示し、明るいほど強度値が大きい。

図3(a), (b)の空間周波数領域の、任意の角度方向での断面の模式図を、図3(c)に示す。この図より、食道画像は周波数が高くなるにつれ単調減少する。一方、気道画像では、特定方向の高周波域においても強い波が観察される双峰性の分布をしている傾向があり、これが環状波に対応していると考えられる。この傾向を考慮して、周波数領域から一部の注目領域を抽出した後、1) その領域内でパワースペクトルの大きさと、2) 周波数方向に対するパワースペクトルの変化量を、それぞれ特徴量として定義する。

パワースペクトルの大きさを用いた弱識別器：扇型の注目領域 R を、4つのパラメータ $f_1, f_2, \theta_1, \psi_1$ で表す(図4(a))。但し、 $f_1 < f_2, 0 < \theta_1 < \pi/2, 0 \leq \psi_1 \leq \pi/2 - \theta_1$ である。パラメータ f_1, f_2, θ_1 により R の形状が、また、角度パラメータ ψ_1 により R の方向が定まる。 S_R を注目領域の面積とすると、その領域のパワースペクトル $I(f_1, f_2, \theta_1, \psi_1)$ を

$$I(f_1, f_2, \theta_1, \psi_1) = \frac{1}{S_R} \sum_{(r, \mu) \in R} p(r, \mu) \quad (1)$$

と定義する。 $p(r, \mu)$ は、周波数領域の点 (r, μ) における

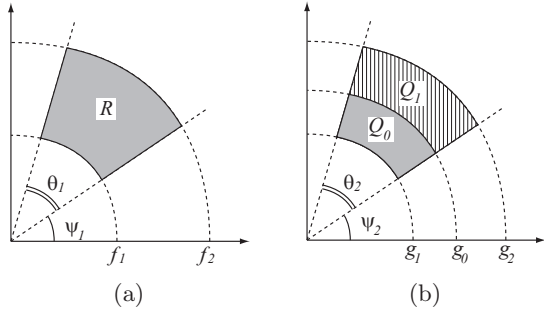


図 4 周波数領域における扇型局所領域 .

Fig. 4 Fan-shaped local region in frequency region.

パワースペクトルを表す . この時 , パワースペクトルを用いた弱識別器は ,

$$h(x|\Omega_I) = \begin{cases} +1 & : I^*(\Omega_I) \geq \eta \\ -1 & : otherwise \end{cases} \quad (2)$$

と定式化する . 但し , x は入力画像を表し , η は閾値である . Ω_I は , 4 つのパラメータの集合 $\Omega_I = (f_1, f_2, \theta_1, \eta)$ である . また , $I^*(\Omega_I)$ は , R を原点周りに回転させた時の , パワースペクトルの最大値であり , 次式で求める :

$$I^*(\Omega_I) = \max_{0 \leq \psi_1 \leq \frac{\pi}{2} - \theta_1} I(f_1, f_2, \theta_1, \psi_1) \quad (3)$$

つまり , 弱識別器 $h(x|\Omega_I)$ は , 画像 x から得られる周波数領域において , 注目領域 R の最大パワースペクトル値が閾値 η 以上であれば , x は気道画像であると判断する .

パワースペクトルの変化量を用いた弱識別器 : 図 4(b) に示すように , 2 つの扇型領域 Q_0, Q_1 を , 4 つのパラメータ $g_1, g_2, \theta_2, \psi_2$ で表す . 但し , $g_1 < g_0 < g_2$, $0 < \theta_2 < \pi/2$, $0 \leq \psi_2 \leq \pi/2 - \theta_2$ を満たし , 本手法では , $g_0 = (g_1 + g_2)/2$ より g_0 を決定した . 2 領域 Q_0, Q_1 のパワースペクトルの変化量を用いた弱識別器を

$$h(x|\Omega_{II}) = \begin{cases} +1 & : D^*(\Omega_{II}) \geq \kappa \\ -1 & : otherwise; \end{cases} \quad (4)$$

$$D^*(\Omega_{II}) = \max_{0 \leq \psi_2 \leq \frac{\pi}{2} - \theta_2} (I(g_0, g_2, \theta_2, \psi_2) - I(g_1, g_0, \theta_2, \psi_2)) \quad (5)$$

と定式化する . 但し , Ω_{II} は , 4 つのパラメータの集合 $\Omega_{II} = (g_1, g_2, \theta_2, \kappa)$ である . 弱識別器 $h(x|\Omega_{II})$ は , 画像 x の周波数領域において , 隣接する 2 領域の強度値の差が閾値 κ 以上であれば , x は気道画像であると判断する .

3.2 エッジ情報を用いた弱識別器

エッジ検出器の 1 種である Canny フィルタ [3] を , 図 2(a) 右の気道画像と , 同図 (b) 右の食道画像に適用し ,

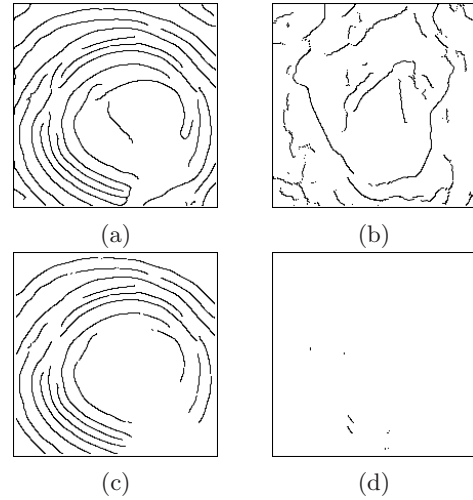


図 5 [上段] Canny フィルタを用いて (a) 気道 , (b) 食道画像より得られたエッジ画像例 . [下段] 提案手法により (c) 気道 , (d) 食道画像から抽出した環状エッジ .

Fig. 5 Samples of edge images and circular edges obtained from to (a,c)trachea and (b,d)esophagus images.

得られた 2 値画像 (以下 , エッジ画像) を図 5(a) , (b) にそれぞれ示す . エッジ画像中の黒色画素は , エッジが存在することを示し , エッジ画素と呼ぶ . それ以外の白色画素は一般画素と呼ぶ . 図 5 より , 気道画像から多くのエッジが検出され , 且つ各エッジは長い傾向が見られる . そこで , エッジ画像内の環状エッジの有無によって , 気道・食道を識別する弱識別器を構築する . 以下では , エッジ画像から環状エッジを抽出する方法を説明し , その処理に対応する弱識別器を定義する .

3.2.1 環状エッジの抽出

図 2(a) で見られるように , 気道画像の環状模様は , 気道奥部からほぼ同心円状に広がるように観察される . そこで , エッジが同心円状に存在するかに着目して , エッジ画像から環状エッジを抽出する . 気道奥部 , すなわち輝度が暗い部位に同心円の中心が存在すると仮定し , 正方窓 (本手法では , 15×15 [pixel]) を画像全体で走査させ , 窓内の画素の輝度値の総和が最小となる位置を求め , その位置での窓中心を , 同心円の中心点とする .

次に , エッジ画素に関して以下の数量を求める .

- 注目エッジ画素を中心とした正方窓 (本手法では , 7×7 [pixel]) を考え , その窓内にある他のエッジ画素を使って , LMeds (Least median of squares) 法より注目画素での接線の傾きを求める . ここで , 窓内に複数のエッジ画素が存在する場合 , その数に応じた接線が定義される . この場合 , 窓内にある全エッジ画素と各接線の平均距離を求める . そして , 平均距離が最小となる接線を , 注目画素での接線とみなし , その傾きを以後の処理で使用する .

- 注目画素の 8 近傍にエッジ画素が存在すれば , それらの画素はエッジを構成するとみなす . この考えに基づき , 8 連結境界線追跡アルゴリズム [15] を用いて , 連

結したエッジ画素からなるエッジを抽出する．

そして、次の3つの基準を全て満たすものを、環状エッジを構成する画素とみなす．

(1) 環状エッジは、円あるいは楕円に近い形状となることが多い．ここで、エッジ画素と中心点を結ぶ線分を中心線と呼ぶとする．一般に、円や楕円上にある点において、その点の中心線と、その点での接線のなす角 ϕ は $90 \pm \xi$ [deg] と大まかにみなせる．そこで、エッジ画素における角度 ϕ が $|\phi - 90| < \xi$ を満たせば、環状エッジを構成する画素とみなす．

(2) 環状エッジは比較的長いものが多いため、長さが閾値 L [pixel] 以上のものを環状エッジを構成する画素とみなす．

(3) 環状エッジは、同心円状に広がるように存在する．これは、中心点から放射状に直線を引くと、同じ接線角度を持つエッジ画素が複数存在することを意味する．そこで、各エッジ画素に対し、中心点からその画素に伸ばした直線上に他のエッジ画素が複数存在し、且つそれらの接線角の差が γ 以内なら、それらのエッジ画素は環状エッジ上に存在するとする．

図 5(a), (b) に対して、上述の環状エッジ抽出処理を施した結果を、同図 (c), (d) にそれぞれ示す．気道画像では環状エッジが残り、食道画像ではほぼ全てのエッジが除去されている．そして、最終的に残ったエッジ画素の数が閾値 τ [pixel] 以上であれば気道画像と判断し、そうでなければ食道画像と判断する．

3.2.2 弱識別器の構成

本環状エッジ抽出処理には、環状エッジの選択基準である閾値 ξ , L , τ , γ と共に、Canny フィルタの3つのパラメータ σ , G_{min} , G_{max} がある． σ は、Canny フィルタ内で用いる Gaussian フィルタのサイズを表すパラメータであり、この値が小さいほど微細なエッジまで検出される．一方、 G_{min} , G_{max} はエッジ検出のための閾値であり、この閾値と画素値の勾配を比較することで、画素がエッジ上にあるかを判断する．本手法では、 $G_{min} = G_{max}/2$ とした．パラメータ σ , G_{min} , G_{max} を変えることで、Canny フィルタを用いて得られるエッジ画像は異なる．そこで、6つのパラメータの集合 $\Omega_{III} = (\sigma, G_{max}, \xi, L, \tau, \gamma)$ をもつ弱識別器を、以下のように定義する：

$$h(x | \Omega_{III}) = \begin{cases} +1 & : M > \tau \\ -1 & : otherwise. \end{cases} \quad (6)$$

但し、 M は、3.2.1 節で述べた処理で画像 x から得られた環状エッジの数である．

3.3 識別器構築

学習データセットは、 N 個の学習データから構成さ

れ、各学習データは、入力画像 x_i ($i = 1, \dots, N$) と、それに対する教師データ y_i の組 (x_i, y_i) である．画像 x_i が気道画像の場合は $y_i = +1$ 、食道画像の場合は $y_i = -1$ である．このような学習データセットが与えられると、AdaBoost により気道・食道識別に有効な弱識別器を選択し、それに基づいて識別器を生成する．

[B1] パラメータセット $\Omega_I, \Omega_{II}, \Omega_{III}$ の各パラメータの値を変えながら、多数の弱識別器を生成する．

[B2] 第 i 番目の学習データの重み $w_i^{(0)}$ を

$$w_i^{(0)} = \frac{1}{N} \quad (7)$$

によって初期化する．また、弱識別器の選択回数を表すパラメータ t の値を $t = 1$ とする．

[B3] 各弱識別器群の中で、式 (8) を満たす候補を、 t 番目の弱識別器 $h_t(x)$ とする：

$$h_t(x) = \arg \min_{h^*(x)} \epsilon[h^*(x)]. \quad (8)$$

但し、 $\epsilon[h(x)]$ は弱識別器の誤り率であり、次式のように定義される：

$$\epsilon[h(x)] = \sum_{i:h(x_i) \neq y_i} w_i^{(t)}. \quad (9)$$

[B4] 1) $t \geq T$ 、あるいは、2) $|\epsilon_t - 1.0| < \lambda$ のいずれかの条件を満たせば、弱識別器選択処理を終了し、ステップ B6 へ進む．そうでなければ、選択した弱識別器 h_t の誤り率 ϵ_t を使って、 h_t の信頼度 α_t を

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right) \quad (10)$$

により求める．

ここで、2 番目の終了条件を設定したのは、弱識別器を T 個選ぶ前に学習データを識別できる、すなわち、誤り率 ϵ_t がほぼ 1 であるとき、弱識別器選択処理を終了するためである．

[B5] $w_i^{(t)}$ を次式

$$w_i^{(t)} \leftarrow w_i^{(t-1)} \exp(-y_i h_t(x_i)) \quad (11)$$

で更新する．全ての重みを更新した後、全重みを正規化する．そして、 $t \leftarrow t + 1$ とし、ステップ B3 へ戻る．

[B6] 選ばれた弱識別器を用いて、次式より識別器 $H(x)$ を生成する：

$$H(x) = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x). \quad (12)$$

入力画像 x が与えられると、識別器の出力が正值ならば x は気道画像、負値ならば食道画像であると判断する．

表 1 識別結果

Table 1 Weak classifiers Classification accuracy

classifier type	Recognition rate				Num. weak learners		AVG. time [sec]
	Training images		Test images		AVG.	SD	
	AVG.	SD	AVG.	SD			
H_0 (our method)	100.0	0.0	97.6	2.94	14	2.94	1.89
H_1	96.0	0.73	94.7	2.06	50	0.0	0.185
H_2	82.7	2.90	74.9	8.15	50	0.0	0.185
H_3	99.7	0.29	96.2	2.87	42	12.62	11.14

4. 実験結果

本手法の有効性を検証するために、気道・食道画像を用いて識別実験を行った。九州大学病院呼吸器内科および先端工医学診療部の協力のもと、気管支鏡と胃カメラにより撮影した、気道と食道の画像をそれぞれ用いた。これらの画像は、九大医学研究院等倫理委員会の承認と、患者の同意をそれぞれ得た上で撮影、処理を行っている。取得した画像は、特殊な八角形であり、画像処理を容易にするため、元画像の八角形に内接する正方領域を切りだし、最終的に 200×200 [pixel] の画像を用いた。

各学習時では、AdaBoost で統合する弱識別器の候補として、i) 全種類の弱識別器 (提案手法) と、ii) 弱識別器 Ω_I のみ、iii) 弱識別器 Ω_{II} のみ、および iv) 弱識別器 Ω_{III} のみを使用して、4 つの識別器 H_0, H_1, H_2, H_3 を生成した。また、弱識別器に含まれるパラメータ値を変えながら、 Ω_I 648 個、 Ω_{II} 1080 個、 Ω_{III} 8,568 個、それぞれ弱識別器を生成した (パラメータ値などの詳細は、付録 5. を参照)。この中から識別に有効な弱識別器を AdaBoost 法によって最大 50 個選択し、それらを統合することで識別器を生成した。

本実験では、28 名の患者の気道と、3 名の患者の食道を撮影し、そのうちの気道・食道それぞれ 950 枚を使用した。各画像群を 5 つのグループに分け、そのうちの 1 グループ (190 枚) をテストデータ、残り 760 枚を学習データとする 5-fold cross validation を行った。各識別器の学習データとテストデータそれぞれの平均識別率および標準偏差を、表 1 に示す。複数の特徴量を用いた識別器 H_0 は、他の識別器に比べ、学習データ、テストデータの両方で識別率が最も高かった。また、標準偏差が小さく、いずれの学習・テストデータについても良好な認識結果が得られている。

識別率が低かった H_2 を除く 3 つの識別器について、弱識別器数と、1 つのデータセットに対する識別率の変化を、図 6 に示す。この図より、識別器 H_1 (同図 '▲' 印) や H_3 ('■' 印) に比べ、本手法の識別器 H_0 ('●' 印) は 14 個の少ない弱識別器で識別率 100% に達している。ここで、高い識別率は過学習の可能性もあるが、Boosting には、汎化能力の高い識別器を構築する特徴がある [12] ことから、過学習の可能性は低いと考えられる。しかしながら、今後学習データとテストデータの種類を増やし、

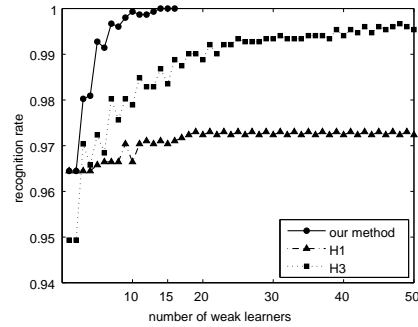


図 6 識別器の弱識別器数と、学習データの識別率の関係。
Fig.6 Relationship between the total number of weak learners and the recognition rate of a classifier.

汎化誤差を検証する必要がある。

また、 H_0 を構築した時に選択された弱識別の種類を調べた。例として、5-fold-cross-validation で使用した 2 種類のデータセットにおいて、選択された弱識別の種類を図 7 に示す。この図の横軸、縦軸は、選択回数 t と第 t 番目に選んだ弱識別器の種類を表す。縦軸の番号 1, 2, 3 は、弱識別器の種類 $\Omega_I, \Omega_{II}, \Omega_{III}$ にそれぞれ対応し、いずれの場合でも、3 種類の弱識別器が選ばれている。

図 7 の識別器のうち、同図 (a) の 14 個の弱識別器からなる識別器 \tilde{H}_0 と、 \tilde{H}_0 と同じ学習データより生成した H_1 および H_3 について、テストデータを使った識別実験について検証する。図 8(a), (b) はそれぞれ H_1 と H_3 が誤認識した気道画像である。一方、 \tilde{H}_0 はこれらの画像を正しく認識できた。図 8(c), (d) は、それぞれ同図 (a), (b) の画像を識別した時の、 \tilde{H}_0 を構成する各弱識別器の識別結果である。これらの図の各軸は、図 7 と同様で、図中の '●', '▲' 印は、それぞれ弱識別器が正しくあるいは誤って認識したことを示す。図 8(c) や H_1 の認識結果から、図 8(a) の画像は、パワースペクトルの特徴 Ω_I では認識が難しく、誤認識しやすい。それに対し、環状エッジの特徴 Ω_{III} による弱識別器では正しく認識しており、その結果 \tilde{H}_0 が気道画像を認識できている。逆に、図 8(b) に関しては、 Ω_{III} では誤認識しやすい画像であるが、図 8(d) で見られるように、 Ω_I の特徴を用いることで正しく認識できている。これらの結果から、パワースペクトルと環状エッジの計 3 種類の特徴量を用いる本手法は、頑強な識別が行われていることが分

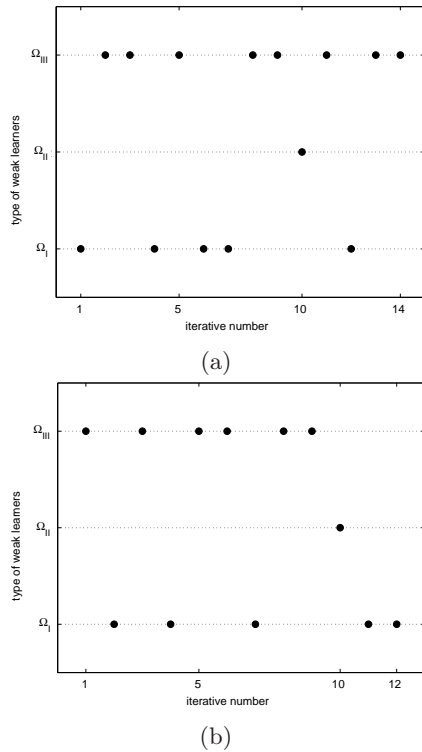


図 7 5-fold cross validation での 2 種類の学習データセットを用いたときの、提案手法における弱識別器の構成
 Fig.7 Weak learners composed of the proposed classifier using two training dataset included in 5-fold cross validation.

かる．一方，図 9 は，本手法で誤認識した画像例を示す．図 9(a) の気道画像では，気道の特徴である輪状軟骨がはっきり観察されず，食道表面に似たような部分が鮮明である．また，図 9(b) の食道画像は，胃と食道の接合部であり，そのエッジが環状エッジと誤認識されたと推測される．このような誤認識を防ぐ方法として，挿管開始後から連続的に気道・食道識別を行いながら，全識別結果を基に最終的な気道・食道判別をシステムが考えられ，これは今後の課題である．

気道内挿管システムには，実時間処理で高精度な気道・食道識別が要求され，識別速度は重要な要素である．一般に，AdaBoost により構築した識別器の識別速度は，構成する弱識別器の個数と，各弱識別器の処理速度に依存する．表 1 で見られるように，識別器 H_1 , H_3 に比べ，本手法の識別器 H_0 は平均 14 個の弱識別器からなり，また，その平均数の標準偏差が小さい．いずれの学習データセットに対しても 11~16 個と少ない弱識別器で，識別器を生成できる．また，表 1 の最右列は，5 つのテストデータセットを使った画像 1 枚あたりの平均識別時間 [sec] を示す．この計算時間は，各弱識別器の処理に要した時間を積算したものである．本手法は，1 枚あたり約 2[sec] で識別できており，本手法の次に識別精度が高い H_3 と比べ，約 5 倍の高速化を実現している．しかしながら，弱識別器 Ω_{III} を用いる識別器 H_0 と H_3 は，パワースペクトルのみで構成される識別器と比べ識別時間が比

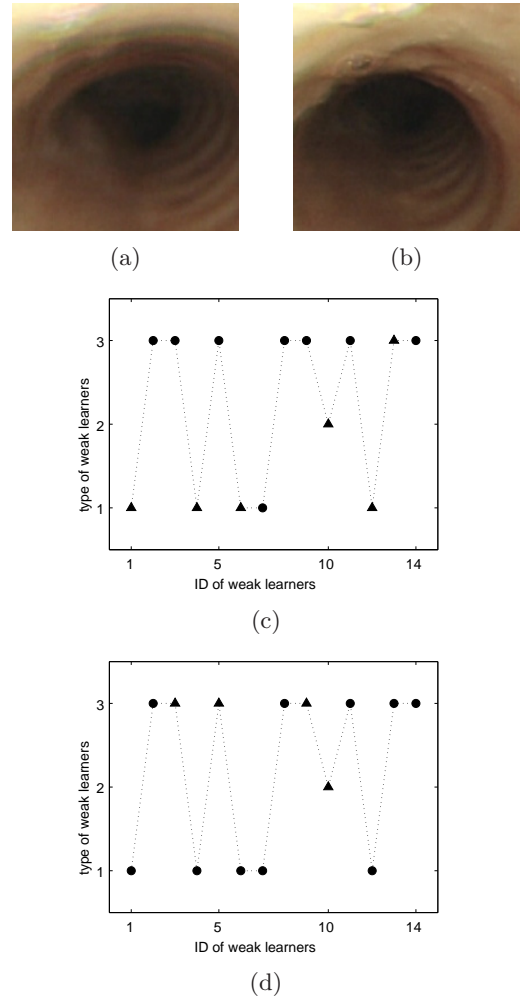
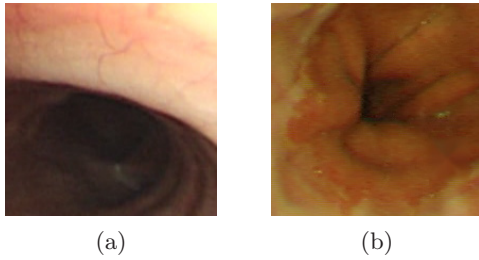


図 8 (a) 識別器 H_1 と (b) H_3 で誤認識した気道の画像例. (c,d) これらの画像を用いた本システムの弱識別器の認識結果.
 Fig.8 Sample images of trachea which the classifiers (a) H_1 and (b) H_3 can not identify. (c,d) Recognition results of the weak learners of our classifier using the images.

較的長い．この理由は，環状エッジの抽出，特に，注目画素を中心とした窓内にある全てのエッジ画素を使って，LMeds 法を用いて接線を求める処理に時間を要しているためである．緊急時の気道挿管の例として，心停止状態では，30 秒以内に気道挿管する必要があるといわれている．一方で，弱識別器は識別率 50% 程度の識別能力さえ持てばよい．このことを考慮すると，上述の要求を満たすための解決法として，窓内の任意に選んだ点のみを用いた大まかな接線計算を導入する方法が挙げられ，これにより更なる識別の高速化が可能となる．

5. 結 論

本論文では，AdaBoost を用いて気道・食道画像を識別する手法を提案した．まず，気道内で輪状軟骨による環状模様が同心円状に観察されることに着目し，その模様特有の特徴量を，周波数情報とエッジ情報から定義した．これらの特徴量を抽出する処理と弱識別器を対応



(a) (b)

図9 本手法で誤認識した (a) 気道と (b) 食道の画像例

Fig.9 Sample images of (a) trachea and (b) esophagus which our method can not identify.

づけ、AdaBoost 法により識別器を生成した。実験結果から、本手法を用いて複数の特徴を組み合わせることで、少数の弱識別器からなる高精度な識別器を構築することができた。これは、実時間処理が重要な気管内挿管システムに有効な特徴である。

患者の病態により、今回使用したデータ以外にも様々な気道や食道画像がある。また、本論文では、声門付近から気管支分岐手前までの気管支を対象範囲とした。気管支より先では2つに分岐するため、今回扱った画像とは異なる特徴を持つ。このような画像に対して、追加的に学習可能な枠組に本手法を拡張することで、より頑強な識別器を構築できる。更に、本来の目的である自動気管内挿管システムを実現するためには、口腔から気管までの各部位の位置を確認するなどの機能の実装や、システムを作製しなければならない。以上述べた点は、今後の研究課題である。

文 献

- [1] 青山和義, 必ずうまくいく! 気管挿管, 羊土社, 2004.
- [2] W.J. Benedetto, D.R. Hess, E. Gettings, L.M. Bigatello, H. Toon, W.E. Hurford, U. Schmidt, "Urgent tracheal intubation in general hospital units: an observational study," Journal of Clinical Aesthesia, Vol.19, Issue 1, pp.20-24, 2007.
- [3] F.J. Canny, "A computational approach to edge detection," IEEE Trans. on PAMI, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.
- [4] R.S. Cormack, J. Lehane, "Difficult tracheal intubation: a retrospective study," Anaesthesia, Vol.42, pp.487-490, 1987.
- [5] P. Dollar, Z. Tu, S. Belongie, "Supervised learning of edges and object boundaries," Proc. CVPR, pp.1964-1971, 2006.
- [6] S. Greenberg, M. Aladjem and D. Kogan, "Fingerprint image enhancement using filtering techniques," real-time imaging, vol.8, issue.3, pp.227-236, 2002.
- [7] K. Levi, Y. Weiss, "Learning object detection from a small number of examples: the importance of good features," Proc. CVPR, Vol.2, pp.53-60, 2004.
- [8] 松本吉央, A. Zelinsky, "Real-time face tracking system for human-robot interaction," 信学技報, PRMU98-236, pp.25-30, Feb, 1999.
- [9] 諸岡健一, 荒川純也, 長橋宏, "Kullback-Leibler 情報量に基づく特徴の生成と選択による顔検出," 電子情報通信学会論文誌, Vol.J89-D, No.3, pp.530-540, 2006.
- [10] 中川雅史, "総論: 困難気道対策の現状と今後の展望," Anesthesia 21 Century, Vol.9, No.3-29, pp.1712-1718,

2007.

- [11] F.H. Netter 著, 相磯貞和訳, ネット解剖学アトラス (原書第3版), 南江堂, 2006.
- [12] R.E. Shapire, "A brief introduction to boosting," Proc. IJCAI, pp.1401-1406, 1999.
- [13] 篠原里代子, 出口大輔, 北坂孝幸, 森健策, 末永康仁, 高島博嗣, 森雅樹, 名取博, "固有空間画像照合法を用いた気管支鏡ナビゲーションのための観察部位識別法に関する検討," 信学技報, PRMU2005-288, pp.189-194, 2006.
- [14] 竹上健, 後藤敏行, "角膜反射像と虹彩輪郭情報を併用した視線検出法," 電子情報通信学会論文誌, D-I, Vol.J82-D-I, No.10, pp.1295-1303, 1999.
- [15] 谷口慶治, 画像処理工学-基礎編-, 共立出版, 2001.
- [16] 寺井岳三, "救命救急士の気管挿管指導," 日本臨床麻酔学会誌, Vol.26, No.7, pp.628-636, 2006.
- [17] P. Viola, M.J.Jones, "Robust real-time face detection," Int. J. Comput. Vision, Vol.57, No.2, pp.137-154, 2004.
- [18] J.G. Wang, E. Sung, "Study on eye gaze estimation," IEEE Trans. on SMC Part B, Vol.32, No.3, pp.332-350, 2002.
- [19] M.H. Yang, D.J. Kriegman, N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.24, No.1, pp.34-58, 2002.

付 録

3.3 節のアルゴリズム中ステップ [B1] において、以下に示すパラメータ値を用いて、弱識別器を生成した:

$$\Omega_I: f_1 = 5(n_{f1} - 1) \quad (n_{f1} = 1, 2, \dots, 9)$$

$$f_2 = f_1 + 5n_{f2} \quad (n_{f2} = 1, 2, \dots, 8)$$

$$\theta_1 = 10n_{\theta1} \quad (n_{\theta1} = 1, 2, \dots, 9)$$

$$\Omega_{II}: g_1 = 3n_{g1} + 2 \quad (n_{g1} = 1, 2, \dots, 12)$$

$$g_2 = g_1 + 2n_{g2} \quad (n_{g2} = 1, 2, \dots, 10)$$

$$\theta_2 = 10n_{\theta2} \quad (n_{\theta2} = 1, 2, \dots, 9)$$

$$\Omega_{III}: \sigma = n_{\sigma} + 1 \quad (n_{\sigma} = 1, 2, 3, 4)$$

$$G_{max} = \frac{n_G}{10} \quad (n_G = 1, 2, \dots, 6)$$

$$\xi = \frac{n_{\xi}}{6}\pi \quad (n_{\xi} = 1, 2)$$

$$L = 10n_L + 20 \quad (n_L = 1, 2, \dots, 16)$$

$$\gamma = \{\pi/36, \pi/18, \pi/9, \pi/6, \pi/4, \pi/2\}$$

Ω_{III} のパラメータ ξ, L, γ は、それぞれ環状エッジを抽出する処理と対応している。これらの処理を行わない弱識別器を生成するために、 L について $L = 0$ 、 ξ と γ については $\xi = \gamma = \pi/2$ の値もとるようにした。また、 η, κ, τ については、以下の手順で決定した。例えば、 Ω_I に関するパラメータ f_1, f_2, θ_1 の値が決まると、式 (3) より、各学習データの波強度最大値 $I^*(\Omega_I)$ が求まる。全データの波強度最大値 $I^*(\Omega_I)$ を使って気道・食道のヒストグラムを、それぞれで作製する。そして、気道・食道ヒストグラムが重複する値域内で閾値 η を変化させ、識別率が最も高い閾値を η の値として設定する。 κ と τ についても同様の方法で決定する。