

気管内挿管の自動化のための気道・食道画像の識別

Classification of trachea and esophagus images for automatic endotracheal intubation

田村 暁斗 (九大) 諸岡 健一 (九大) 倉爪 亮 (九大) 岩下 友美 (九大) 長谷川 勉 (九大)
剣持 一 (九大) 橋爪 誠 (九大) 原田 大志 (九大) 中西 洋一 (九大)

Akito TAMURA, Kyushu University, tamuaki@irvs.is.kyushu-u.ac.jp
Ken'ichi MOROOKA, Kyushu University
Ryo KURAZUME, Kyushu University
Yumi IWASHITA, Kyushu University
Tsutomu HASEGAWA, Kyushu University
Hajime KENMOCHI, Kyushu University
Makoto HASHIZUME, Kyushu University
Taishi HARADA, Kyushu University
Yoichi NAKANISHI, Kyushu University

We have been developing an automatic endotracheal intubation system using a high performance stylet. This system is composed of an endotracheal stylet and a camera attached at the point of the stylet. One of fundamental functions of the automatic intubation system is to check whether the endotracheal intubation is completed appropriately or not. For achieving this function, this paper presents a method for classifying trachea and esophagus images taken by the mounted camera. The proposed method utilizes circular patterns of cricoid cartilage which is observed in trachea images only. Experimental results show that the proposed method can extract the cricoid patterns in trachea images efficiently and accurately.

Key Words: 2-Class problem, Pattern recognition, Medical imaging, Endotracheal intubation

1 はじめに

気管内挿管とは、麻酔時や心肺停止患者に対し、気管へチューブを挿入して気道を確保し、機械的人工呼吸を可能とする医療行為である。心肺停止患者の救急救命時には、気管内挿管は呼吸停止後の限られた時間内に確実に実施されなければならない、高い技術と経験が要求される。また患者の意識が無い場合、筋肉が弛緩し舌根が垂れるため、喉頭展開をしても気管入り口にある声門が直視で確認できない。このため、声門や気管内粘膜、あるいは前歯を損傷したり、食道へ誤挿管する場合がある¹⁾。

この問題点の解決のために、我々は現在、気管内挿管を自動的に行うシステムの開発を目指している。これが実現すれば、救急救命において迅速かつ安全な気道確保が可能となる。また将来、装置の普及や法的整備が進むことで、医師・救急救命士でなく一般人が即座に気管内挿管を実施でき、心肺停止患者の生存率の向上が期待される。

現在までに開発したシステムは、先端にカメラを取り付けたスタイルレットと挿管チューブからなる。本研究では気管内挿管の自動化システムに要求される機能のひとつとして、先端カメラから得たカラー画像に対し、それが気管内壁の画像か食道内壁の画像であるかを識別する機能を実現する。これにより挿管後にカメラ画像を撮影することで、気管へ適切に挿管されたか、あるいは食道への誤挿管かを確認できる。

本稿では気管内壁のみに存在する輪状軟骨の有無から、その画像が気管内壁か食道内壁かを識別する方法を提案する。図1は、実際の気道内壁と食道内壁のカメラ画像である。一般に気道画像には、気管軟骨による環状模様が見られる。これは輪状軟骨と呼ばれ、気道内壁に特有のものである²⁾。そこで本手法では、この気管軟骨による環状模様に着目し、その模様を抽出することで画像を判別する手法を提案する。

2 提案手法

本章では提案手法の概要を説明する。以下の説明においては、図1(c)と図1(d)を用いる。

2.1 概要

まずスタイルレット先端のカメラを用いて挿管後の画像を撮影し、Cannyフィルタ³⁾を用いて画像中のエッジを抽出する。図2(a)と図2(e)は、それぞれ図1(c)と図1(d)の画像にCannyフィルタを適用した結果を示す。これらのエッジ画像には、輪状軟骨による環状模様のエッジ(以後、環状エッジ)と、それ以外のエッジ(以後、一般エッジ)が含まれる。そこで、エッジの長さや傾きを特徴量とし、エッジ画像に含まれる全エッジから環状エッジのみを抽出する。

2.2 前処理

図1(a)や図1(c)に見られるように、輪状軟骨の模様は気道奥部からほぼ同心円状に広がる。そこでまずカラー画像から同心円の中心点を決定する。カラー画像中での気道奥部は、周囲の画素

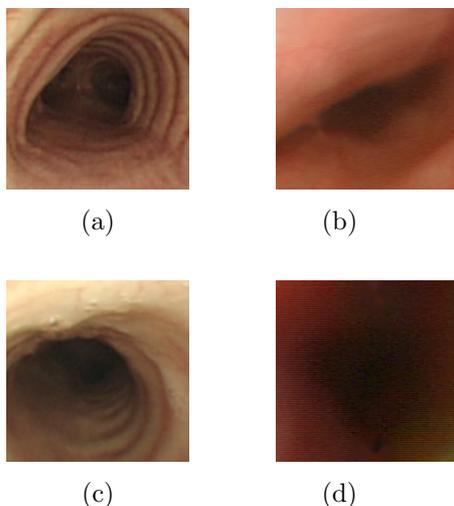


Fig.1: (a)(c) Trachea image. (b)(d) Esophagus image.

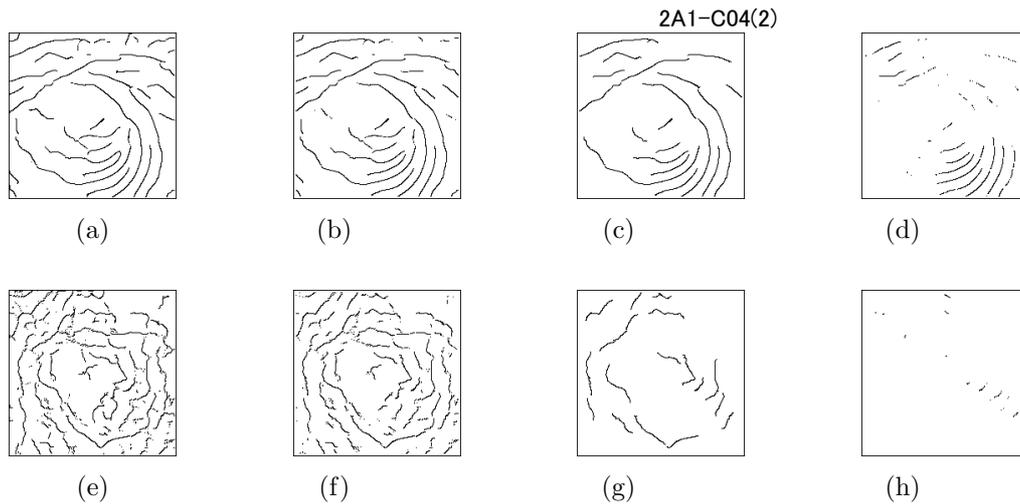


Fig.2: (a) Edge image of trachea image. (b) Result after STEP1 for trachea image. (c) Result after STEP2 for trachea image. (d) Result after STEP3 for trachea image. (e) Edge image of esophagus image. (f) Result after STEP1 for esophagus image. (g) Result after STEP2 for esophagus image. (h) Result after STEP3 for esophagus image.

と比べ輝度が低いので、図 3(a) のような 15×15 [pixel] の探索窓を考え、窓内の画素の輝度の総和が最小となる画像上の点を中心点とする。

次に環状エッジを抽出するために、エッジの存在する注目画素の中心角および接線角度を求める。画素の中心角とは、図 3(b) のように、画像水平方向に対し、注目画素 P と中心点 O を結ぶ線分（以降、中心線と呼ぶ）がなす角度 θ ($0 \sim 2\pi$ [rad]) である。また注目画素 P と、P と同じエッジ上にある近傍画素を用いて、最小二乗法により P 上の接線を求める。その接線の傾きを P の接線角度 ($0 \sim \pi$ [rad]) とする。

2.3 STEP1:環状エッジの候補の選択

もし注目画素が環状エッジ上にあるなら、その画素の接線と中心線のなす角 ϕ ($0 \leq \phi \leq \pi$ [rad]) は、 $\pi/2 - \alpha \leq \phi \leq \pi/2 + \alpha$ を満たす。ここで α は角度差の許容範囲である。一方、一般エッジ上の画素はこの条件を満たすとは限らない。そこで、中心線と接線のなす角 ϕ を用いて、環状エッジ上の画素の候補となる画素を選別し、一般エッジ上の画素と判定された画素はエッジ画像から除去する。

図 2(a) と図 2(e) に対し、 $\alpha = \pi/3$ [rad] として STEP1 の処理を行った結果をそれぞれ図 2(b) と図 2(f) に示す。処理後の画像は、処理前の画像に比べて環状エッジ上の画素を保持したまま一般エッジ上の画素が除去されていることが分かる。

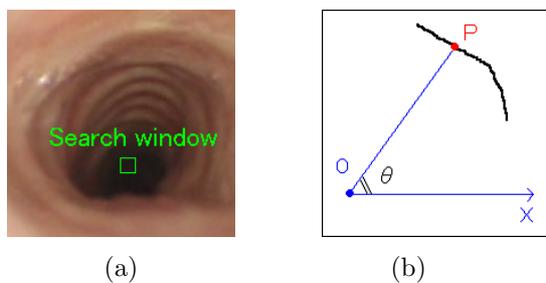


Fig.3: (a) Search window. (b) Angle between X axis and radiating line.

2.4 STEP2:長さによる一般エッジ除去

気道画像では、輪状軟骨の部分は陰影がはつきりしているため、一般エッジと比べると環状エッジは長い傾向がある。そこで、エッジの長さが閾値 L [pixel] 未満のエッジは一般エッジとみなし、そのエッジを除去する。図 2(b) と図 2(f) に対して、 $L = 30$ [pixel] として上記処理を行った結果をそれぞれ図 2(c) と図 2(g) に示す。短いエッジが消え、環状エッジの候補が絞り込まれていることが分かる。

2.5 STEP3:接線角度による環状模様の認識

STEP1,STEP2 で残った画素に対して、中心角と接線角度を用いて環状エッジ上の画素であるか判断を行う。中心点からある中心角 θ 方向に引いた直線に対し、その直線近傍のすべての環状エッジ候補画素を抽出する。ただしここでは $\theta \pm \gamma$ の範囲に含まれる画素を直線の近傍画素とする。次に、抽出した環状エッジ候補画素一つ一つに対して、自らと同様の接線角度を有する画素の数を数える。具体的には、注目画素上の接線角度を ρ として、接線角度が $\rho \pm \beta$ の範囲となる画素が、抽出した環状エッジ候補画素の中で、注目画素以外にいくつ存在するかをカウントする。ただしこのカウント時において、図 4(a) のように同一エッジ上の複数の画素がカウントされ得る場合には、それらをまとめて1つの画素とみなし、1カウントのみ行う。これにより図 4(b) のように、注目画素に対して、自らの属するエッジと同心円形状をなす環状エッジの数がカウントされる。

以上の処理の結果、注目画素のカウントが 0 であれば、つまり同様の接線角度を有する画素が他に存在しなければ、注目画素は一般エッジ上の画素であるとみなし除去する。一方注目画素のカ

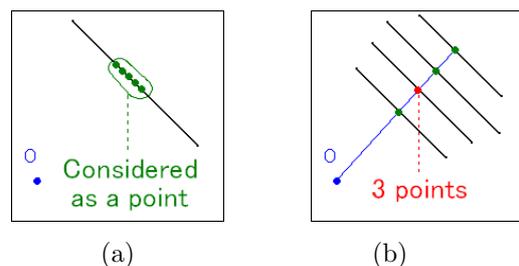


Fig.4: (a) Grouping of adjacent pixels. (b) Score.

Table 1: Change of classification accuracy for variation of α . ($L = 30[\text{pixel}], \beta = \pi/60[\text{rad}]$)

$\alpha[\text{rad}]$	Classification accuracy [%]
$\pi/12$ (15°)	64.5
$\pi/6$ (30°)	84.6
$\pi/3$ (60°)	90.7
$5\pi/12$ (75°)	90.8
$\pi/2$ (90° Without step 1)	89.8

ウントが 1 以上であれば、つまり同様の接線角度を有する画素が他に存在するならば、そのカウントを得点として注目画素に与える。

図 2(c) と図 2(g) に対して、 $\gamma = \pi/60 [\text{rad}]$, $\beta = \pi/60 [\text{rad}]$ としたときの結果を図 2(d) と図 2(h) に示す。気道画像では環状エッジだけが抽出され、食道画像ではほぼ全てのエッジが除去されていることがわかる。

2.6 気道画像と食道画像の識別

以上の処理により残された全画素のもつ得点の総和を、その画像の得点とする。対象画像の得点が閾値 T 以上なら気道画像であると判断し、閾値 T 未満であれば食道画像であると判断する。

3 手法の閾値に関する考察

前章で提案した提案手法には $\alpha, L, \beta, \gamma, T$ の 5 つの閾値がある。本章ではこのうち α, L, β, T の閾値を変化させながら識別精度を検証する。ただし $\gamma = \pi/60 [\text{rad}]$ とした。

3.1 実験方法

評価実験は以下のように行う。まず α の変動が識別率にどの程度影響を及ぼすのか検証する。まず実際の気道画像 1000 枚・食道画像 1000 枚の計 2000 枚の画像に対して、 L, β を適当な値に固定し、 α の値を変えながら提案手法を用いて得点を計算し、識別率を求める。 T は最も識別率が高かった値を選ぶ。 L, β についても、対象とする閾値以外の 2 つの閾値を適当な値に固定させておき、対象閾値だけを変動させながら同様の検証実験を行う。今回の検証実験では、 α, L, β を固定するとき、それぞれ $\alpha = \pi/3[\text{rad}], L = 30[\text{pixel}], \beta = \pi/60[\text{rad}]$ と設定した。

3.2 結果と考察

3.2.1 α に関する調査

α を $\pi/12 \sim \pi/2[\text{rad}]$ まで変動させながら、識別率を計算した結果を表 1 に示す。 $\alpha = \pi/12[\text{rad}]$ のときは、一般エッジだけでなく環状エッジまで除去してしまい、識別率が低下した。 α は、2 直線の平行性を評価する閾値であるが、表 1 を見ると、 $\alpha = \pi/6 \sim \pi/2[\text{rad}]$ の広い範囲で識別率の低下はなく、提案手法における α の識別率への影響は少ないといえる。

3.2.2 L に関する調査

L を $0 \sim 150[\text{pixel}]$ まで変動させながら、識別率を計算した結果を表 2 に示す。 $L = 10 \sim 100[\text{pixel}]$ の広い範囲で識別率の大きな低下はないが、 $L = 150[\text{pixel}]$ のときは環状エッジまで除去

Table 2: Change of classification accuracy for variation of L . ($\alpha = \pi/3[\text{rad}], \beta = \pi/60[\text{rad}]$)

$L[\text{pixel}]$	Classification accuracy [%]
0 (Without step 2)	84.4
10	87.6
30	90.7
60	91.1
100	87.6
150	79.5

Table 3: Change of classification accuracy for variation of β ($\alpha = \pi/3[\text{rad}], L = 30[\text{pixel}]$)

$\beta[\text{rad}]$	Classification accuracy [%]
$\pi/60$ (3°)	90.7
$\pi/30$ (6°)	90.7
$\pi/18$ (10°)	90.8
$\pi/9$ (20°)	90.1
$\pi/6$ (30°)	89.8
$\pi/4$ (45°)	89.7
$\pi/2$ (90° Without step 3)	89.7

してしまい、識別率が低下している。また除去処理を行わないとき、つまり $L = 0[\text{pixel}]$ では識別率は低下した。

3.2.3 β に関する調査

β を $\pi/60 \sim \pi/2[\text{rad}]$ まで変動させながら、識別率を計算した結果を表 3 に示す。 $\beta = \pi/60 \sim \pi/9[\text{rad}]$ の時にはわずかな識別率の上昇が確認できたが、他は識別率はほぼ一定であった。

以上の結果より、提案手法にはいくつかの閾値処理があるが、このうち特に α と L の 2 つの閾値が重要であり、それらの最適な値を与えることで、精度が高い識別器が得られると考えられる。

4 識別実験

識別実験には、3 名の被験者 (被験者 A, B, C) の気道画像と、別の 3 名の被験者 (被験者 D, E, F) の食道画像を用いる。各被験者の画像は、被験者 A の気道画像:313 枚、被験者 B の気道画像:379 枚、被験者 C の気道画像:308 枚、被験者 D の食道画像:351 枚、被験者 E の食道画像:414 枚、被験者 F の食道画像:235 枚である。

実験では leave-one-out 法により検証した。具体的には、5 名の被験者の画像を学習データとして提案手法を用いて得点計算を行い、最も識別率が高くなるような閾値 T の値を求める。識別時にはテストデータに対して提案手法を用いて得点計算を行い、学習によって求めた閾値 T を用いて識別を行い、識別率を計算する。以上を、テストデータと学習データの組を変えながら行い、6 名の被験者の画像全てに対して識別を行い、識別率を求

Table 4: Experimental results.

Test data	Classification accuracy [%]	
	Teach data	Test data
Subject A: trachea images	91.5	86.3
Subject B: trachea images	91.3	87.9
Subject C: trachea images	90.8	83.4
Subject D: esophagus images	90.4	91.2
Subject E: esophagus images	92.5	75.8
Subject F: esophagus images	89.9	96.6

める．今回の実験では，閾値は， $\alpha = \pi/3[\text{rad}]$ ， $L = 30[\text{pixel}]$ ， $\beta = \pi/60[\text{rad}]$ と設定した．

結果を表 4 に示す．特に識別率が悪かったのは被験者 E の食道画像であり，学習データに対する識別率と比べて大きな差が見られた．そこで 3 名の食道画像に対して，1 枚の画像がもつ平均得点を計算したところ，被験者 D の食道画像:293.8 点，被験者 E の食道画像:424.2 点，被験者 F の食道画像:310.6 点となった．これより被験者ごとの個人差が存在し，今回は 3 名分の食道画像しかなかったために個人差に対応できなかったと考えられる．

また，学習データに対する識別率はどれも高かった．これは，閾値 T が適切に設定されれば，高い識別精度が期待できることを示しており，学習データとして十分な量のデータを用いることで被験者毎の個人差にも対応できる可能性がある．

なお，1 枚の画像に対する識別は約 0.43 秒であった (使用計算機は CPU:Pentium D (3.00GHz)，メモリ 2.00GB) ．

5 おわりに

気管内挿管の自動化に不可欠な「現在の挿管の状態を知る機能」の実現のために，気道画像と食道画像を識別する手法を提案した．特に，エッジの長さや接線の傾きを特徴量として用いることで，環状模様の有無に基づいた識別が可能となることを示した．

提案手法は 1 枚の画像に対する識別手法であったが，実際には挿管中に連続的に得られるカメラ画像を用いて識別を行う．今後は手法の高速化を図るとともに，各画像の識別結果を統合することで，より高精度な識別を行う手法を開発する．

文献

- [1] W. Benedetto, D. Hess, E. Gettings, L. Bigatello, H. Toon, W. Hurford, U. Schmidt : Urgent tracheal intubation in general hospital units: an observational study, Journal of Clinical Anesthesia, Volume 19, Issue 1, pp. 20-24 (2007)
- [2] 青山和義 : 必ずうまくいく! 気管挿管 カラー写真とイラストでわかる手技とコツ, 羊土社 (2004)
- [3] J. Canny : A computational approach to edge detection, IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. , vol.PAMI-8 , no.6 , pp. 679-697 (1986)