

# 呼吸音検出アルゴリズムにおける判別器の作成と評価\*

加科優希, 和井田将広, 中島弘史, 三好和憲 (工学院大)

## 1 研究背景

睡眠時無呼吸症候群 (Sleep Apnea Syndrome: 以後 SAS) は, 睡眠時に無呼吸あるいは低呼吸となる病である [1].

SAS の主な診断方法は入院検査, パルスオキシメーターによる検査であるが, それぞれ普段と同じ自然な睡眠状態で検査できない, 高額という欠点がある. 近年では手軽に睡眠状態を知られるスマートフォンのアプリが公開されている. しかし, SAS の診断を目的としたアプリではないため, SAS の診断に用いるには精度が十分ではない. このように, 現状では入院やパルスオキシメーターによる検査以外では SAS の発見が難しい. このため, 従来の検査よりも手軽かつ安価で精度の高い診断システムの構築が望まれる. また, 携帯端末での運用を考慮すると, 計算量の少ない診断システムが望ましい.

本研究は, JSPS 科研費 24500213 の助成による「睡眠時無呼吸症候群の簡易診断システムの構築」四力年計画 (Table 1) の一部である. 今年度の研究はその 2 年目にあたり, 和井田氏との共同研究 [5] となっている.

## 2 研究目的およびアプローチ

### 2.1 研究目的

低コストで精度が高く, 計算量の少ない SAS の簡易診断システムの構築を本研究の目的とする.

### 2.2 アプローチ

呼吸音の判別器を機械学習のアルゴリズムを用いて実装する. 具体的には Fisher の線形判別 (以下 FLD), 線形判別分析 (以下 LDA), サポートベクターマシン (以下 SVM) を用いる. 実装の過程でテストデータによる動作確認を行った. 詳しくは 3 章にて述べる. なお以後判別器といった場合, その文脈における機械学習アルゴリズムを指すものとする. 判別器の実装後, 判別器と特徴量の評価を行い, 判別器と特徴量の最適な組み合わせを模索する. 詳しくは 4 章にて述べる.

## 3 機械学習による呼吸音の判別器の実装

FLD, SVM は共に事後確率を直接モデル化する識別モデル, LDA は条件付き確率をモデル化する生成モデルである. 前者では線形カーネルを用いて, 後者では (多変量) 正規分布モデルを仮定して, それぞれ線形判別器を得た.

入力となる  $D$  次元のベクトル  $X$  に対して線形判別器は, 訓練時に決定境界とよばれる  $D-1$  次元の超平面を, 判別時には 1 次元へと射影したスカラー値をそれぞれ出力する. 特に入力ベクトルの 1 次元への射影について符号に着目す

ると, 決定境界のなす決定領域のどちらに入力ベクトルが属するかを求められる.

FLD は一般に式 (1) で表され,  $w$  は重みベクトル,  $S_w$  は総クラス内共分散行列,  $S_w^{-1}$  はその逆行列,  $m_1$  および  $m_2$  はそれぞれのクラスにおける平均ベクトルである. ここでクラスは, 判別器の出力した決定境界のなす各決定領域に等しい. 式 (2) は FLD を用いた判別器の実装で,  $m$  は平均ベクトル, class は訓練済み判別器の出力する決定領域である. なお, 本研究において  $C_1$  が呼吸音,  $C_2$  が非呼吸音のクラスである.

$$w = S_w^{-1}(m_1 - m_2) \quad (1)$$

$$\text{class}(x) = \begin{cases} C_1 & w^T(x - m) < 0 \\ C_2 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2)$$

LDA および線形カーネルを用いた SVM についての数式を用いた説明は, 紙面の都合上割愛する. 詳細は参考文献 [6] を参照されたい. 実装には MathWorks 社の MATLAB 言語を用いた. 開発環境の OS は OS X Mavericks 10.9.1 である. また, Fisher のアヤメ (Fisher's Iris) とよばれる 3 クラス 4 次元のデータを用いて動作確認を行った. このデータは, seosa 種, versicolor 種, virginica 種のアヤメそれぞれについて, 萼片の長さ・幅, 花弁の長さ・幅を 50 標本ずつ調べたものである [7, 8]. アヤメの種別がクラス, 萼片の長さ・幅, 花弁の長さ・幅が特徴量に対応する. この結果, 実装した判別器がすべて正常に動作することが確認された.

## 4 判別器と特徴量の評価

判別器の訓練, 特徴量の評価をクロズドテストおよびオープンテストにより行った. 入力データは, 共同研究者の和井田氏が呼吸音収録波形 [5] から抽出した音響特徴量である. このデータの標本数は Table 2 の通りである. 図中の“訓練対象外”とは, 明確に呼吸音とも非呼吸音とも分類できないため判別器の訓練には使用しないデータである. 特徴量は Table 3 に示すものを用いた. なお, 特徴量抽出に関する詳細は和井田氏の論文に譲る. クロズドテストは式 (3) で記述される訓練と評価に全標本を使用する評価方式である.  $X$  は訓練に用いた特徴量行列,  $C_\sigma$  は総クラス数,  $|X|_N$  は特徴量行列における標本数,  $y(\cdot)$  は判別器であり, 判別器は  $X$  で訓練済みであるとする. 特徴量行列は式 (4) で記述される行方向が標本数, 列方向が次元数となる行列である. オープンテストは訓練標本を評価標本に含めない条件による評価方式で, 代表的な手法のうち今回は K-分割交差検証法 (K-fold cross validation) を用いた.

\* Classifier implementation and evaluation for snoring detection system. by KASHINA, Yûki, WAIDA, Masahiro, NAKAJIMA, Hirofumi and MIYOSHI, Kazunori (Kogakuin Univ.)

Table 1 A four-year plan for "SAS simple diagnosis system implementation".

予備検討期間 (2011 年度)	(i) 呼吸音による睡眠状態判別ソフトウェアの構築 (ii) 睡眠時の呼吸音検出に関する研究
1 年目 (2012 年度)	(A) 睡眠時における音環境調査 <sup>[4]</sup> (B) ハードウェア要件の明確化 <sup>[4]</sup>
2 年目 (2013 年度)	(C) 呼吸音の特徴量抽出 <sup>[5]</sup> (D) 判別器の作成と評価 (本論文) (E) 睡眠時環境音の SN 比評価および睡眠計・睡眠アプリの調査
3 年目 (2014 年度)	精度評価およびパラメータチューニングによる精度向上
4 年目 (2015 年度)	SAS の簡易診断システムの構築

Table 2 Information of Waveform.

呼吸音の強さ	呼吸音標本数 $C_1$	非呼吸音標本数 $C_2$	訓練対象外標本数
強	234	1190	74
弱	47	872	179

$$f_q(\mathbf{X}, C_\sigma) = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{C_\sigma} y(\mathbf{X}_{\in C_k})_{\in C_k}}{|\mathbf{X}|_N} \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_D = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1D} \\ x_{21} & x_{22} & \ddots & x_{2D} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{ND} \end{pmatrix} \quad (4)$$

4.1 節では、オーバーオールレベル値 (以後 OA 値) とクローズドテストによる判別結果の相関による評価を行った。4.2 節では、この評価に用いた特徴量行列それぞれについて、各判別器における誤判別率 (Misclassification Rate: 以下 MCR) を求め、評価結果の正当性を裏付けた。4.3 節では、オープンテストによる MCR を求めることにより、判別器の重要な指標の一つである汎化能力を評価した。4 章では評価結果を示すことにとどめ、詳細な議論は 5 章にて行う。

#### 4.1 OA 値と判別結果の相関による評価

判別器および特徴量の組み合わせを変えながら、強弱それぞれの呼吸音の OA 値に判別器の出力を重ねることで 90 パターンのグラフを得た。判別器および特徴量の評価に有用と思われる 6 パターンのグラフを Fig. 1 - 6 に示す。ここで“+”のマークで表される判別器の出力は  $x \in \{0, 1\}$  に写され、OA 値で正規化されている。呼吸音と判別されたものが y 軸上部側、非呼吸音と判別されたものが y 軸下部側にプロットされている。

#### 4.2 クローズドテストによる MCR 評価

FLD, LDA, SVM それぞれの MCR (小数点第 4 位四捨五入)、訓練・評価に使用した特徴量、呼吸音の強弱の別を Table 4 に示す。上段が強呼吸音、下段が弱呼吸音の MCR である。特徴量の組み合わせは Table 3 の特徴量番号に対応している。

Table 3 Information of feature.

特徴量番号	特徴量名	次元数
$F_1$	ピーク周波数	1
$F_2$	音圧レベル	1
$F_3$	エンベロープ	1
$F_4$	MFCC	12

Table 4 MCR comparison in closed test.

パターン番号	特徴量の組み合わせ	判別器別 MCR [%]		
		FLD	LDA	SVM
$PC_1$	$F_1$	83.567 14.037	17.767 27.530	9.340 27.530
$PC_2$	$F_2$	83.567 89.880	0.562 36.235	0.070 40.044
$PC_3$	$F_3$	83.567 90.751	0.000 7.617	0.000 5.114
$PC_4$	$F_1, F_2, F_3$	83.567 79.325	0.000 6.855	0.000 4.461
$PC_5$	$F_4$	0.140 66.485	0.000 0.000	0.000 0.000
$PC_6$	$F_1, F_2, F_3, F_4$	0.281 91.621	0.000 0.000	0.000 0.000

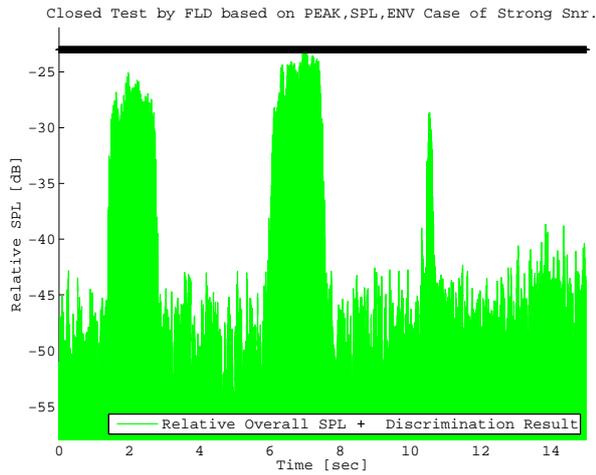


Fig. 1 Correlation (Weak snr., FLD,  $P_{C4}$ )

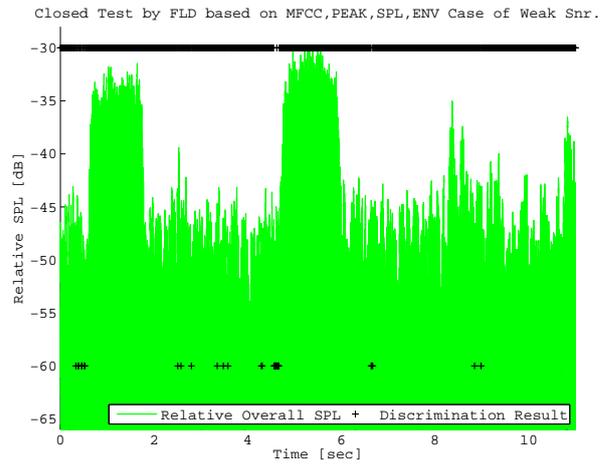


Fig. 3 Correlation (Weak snr., FLD,  $P_{C6}$ )

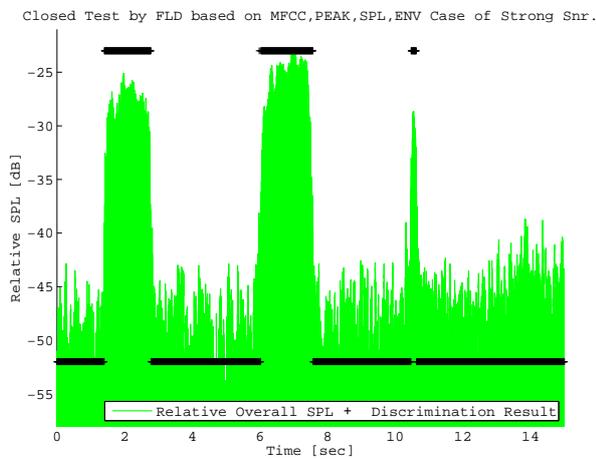


Fig. 2 Correlation (Strong snr., FLD,  $P_{C6}$ )

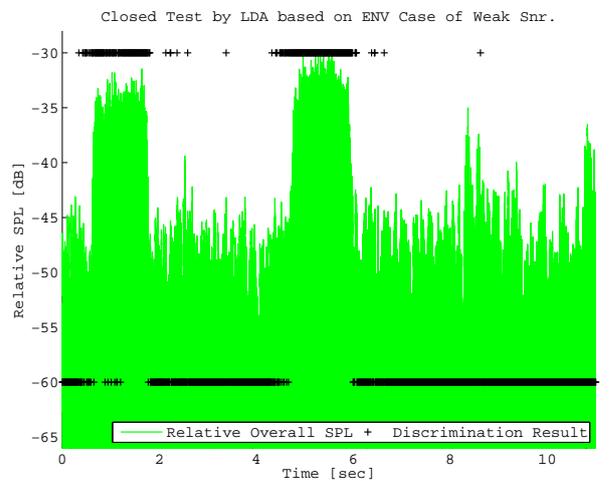


Fig. 4 Correlation (Weak snr., LDA,  $P_{C3}$ )

### 4.3 オープンテストによる汎化能力評価

オープンテストにおける MCR を Table 5 に示す．表の形式は Table 4 と同様である．

前述の通りオープンテストは訓練標本と評価標本が分離された評価方式であるため，オープンテストによる MCR 評価を行うことにより汎化能力を評価できると考えられる．

## 5 評価結果の分析・考察

### 5.1 呼吸音検出に最適な判別器および特徴量

Fig. 1 はピーク周波数，音圧レベル，エンベロープを特徴量として FLD で強呼吸音を判別した結果である．この組み合わせではすべて  $C_1$  と判別され，強呼吸音を判別できないことがわかる．

Fig. 2 は Fig. 1 の特徴量に MFCC を加えた特徴量で判別した結果である．Fig. 1 と Fig. 2 を比較すると，MFCC を導入することにより判別可能となることがわかる．

Fig. 3 は Fig. 2 と同様の特徴量と判別器を用いて弱呼吸音を判定した結果である．この結果から，MFCC を含む特徴量を用いても判別できないケースが存在し，SN 比が低い場合は判別が難しくなることがわかる．

Fig. 4 はエンベロープのみを特徴量とし，LDA を用いて弱呼吸音を判定した結果である．この図より，LDA の判別性能は高く，Table 4 の  $P_{C3}$  および Table 5 の  $P_{O3}$  を見ても，汎化能力を含め高性能であることがわかる．

Fig. 5 は Fig. 4 と同様にエンベロープのみを特徴量として SVM により弱呼吸音を判別した結果である．この図より，LDA よりも SVM の方がさらに高性能であることがわかる．

Fig. 6 は MFCC，ピーク周波数，音圧レベル，エンベロープを特徴量として SVM で弱呼吸音を判別した結果である．

Fig. 1-3 を見ると FLD は呼吸音の検出には使えないことがわかる．Fig. 4 を見ると，LDA を用いることにより少ない特徴量で判別ができることがわかる．Fig. 5 を見ると，LDA よりも SVM がさらによい性能であることがわかる．Table 3，Table 4 を見ると，1次元ではエンベロープが最も優れた特徴量で，次に優秀な特徴量が音圧レベルであることがわかる．低次元で実装するにはピーク周波数，音圧レベル，エンベロープの3つを特徴量として使うとよいことがわかった．次元数が増えるが，MFCC を特徴量として使う

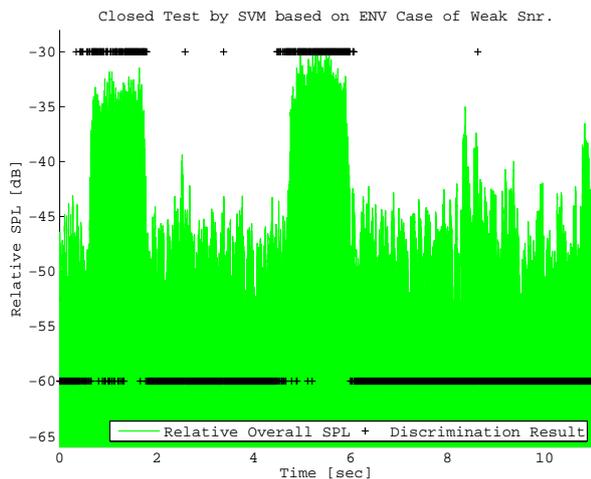


Fig. 5 Correlation (Weak snr., SVM,  $P_{C3}$ )

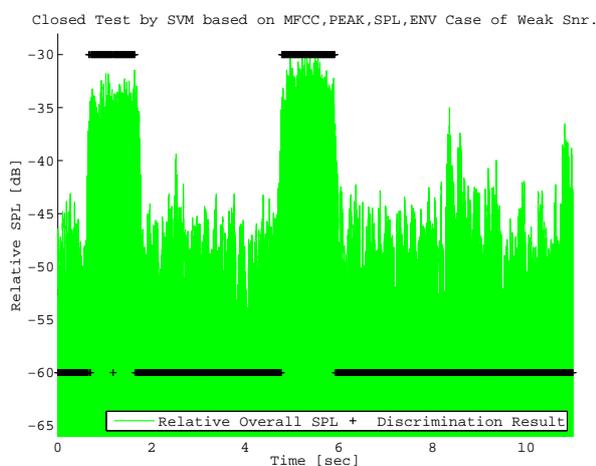


Fig. 6 Correlation (Weak snr., SVM,  $P_{C6}$ )

と今回のケースではほぼ 100%判別できることがわかった。

## 5.2 選定した判別器および特徴量の汎化能力

ピーク周波数、音圧レベル、エンベロープを特徴量として用いた SVM による判別器の汎化能力は、Table 5 から実用に耐えうるものであると考えられる。

## 6 総括

本研究によりピーク周波数、音圧レベル、エンベロープを特徴量に用いた SVM による判別器が呼吸音の検出に有効であることが確認された。

### 6.1 今後の課題

本研究では MCR および汎化能力を評価したが、これに加えて実環境において最も重視される重症度との相関性を回帰分析等の手段により数値化できることが望ましい。標本数を増やし、複数の年齢層や性別のデータを使って評価をすることが今後の課題である。

Table 5 MCR comparison in open test.

パターン番号	特徴量の組み合わせ	判別器別 MCR [%]		
		FLD	LDA	SVM
$P_{O1}$	$F_1$	83.567	17.767	12.219
		14.037	27.965	26.877
$P_{O2}$	$F_2$	83.567	0.632	0.070
		89.880	36.670	35.365
$P_{O3}$	$F_3$	83.567	0.000	0.000
		90.751	7.617	5.332
$P_{O4}$	$F_1, F_2, F_3$	83.567	0.070	0.000
		79.434	6.746	5.005
$P_{O5}$	$F_4$	0.140	0.070	0.000
		65.615	0.000	0.000
$P_{O6}$	$F_1, F_2, F_3, F_4$	0.281	0.000	0.070
		90.316	0.000	0.000

謝辞 本研究を進めるにあたり理論的側面から適切なご助言を頂いた鶴秀生博士に感謝致します。本研究を進めるにあたり医学的側面から適切なご助言を頂いた東京大学付属病院の山口泰弘医師に感謝致します。

## 参考文献

- [1] 舩谷仁丸, “睡眠時無呼吸症候群サイト”, <http://www.sleep.or.jp/>
- [2] 総務省統計局, “統計局ホームページ/人口推移”, <http://www.stat.go.jp/data/jinsui/>
- [3] SAS 広報委員会, “グリーンピロー | 睡眠時無呼吸症候群 (SAS) 検査促進プロジェクト”, <http://www.greenpillow.jp/>
- [4] 数納聖牙, 神藤徳彦, 「睡眠時無呼吸症候群の簡易診断システムの構築のための音環境調査とハードウェア要件の明確化」信学技報, vol.112, pp.1-6, 2013.
- [5] 和井田将広, 「呼吸音検出アルゴリズムの為の音響特徴量の抽出」, 音講論集 2014 春, 2-P4-24, 2014 年 3 月
- [6] C.M. ピショップ, “パターン認識と機械学習上・下 ベイズ理論による統計的予測”, 丸善出版株式会社, 東京, 2012.
- [7] Anderson E., “The Species Problem in Iris”, “Annals of the Missouri Botanical Garden”, 23, pp.457-509, 1936.
- [8] Fisher R.A., “The use of multiple measurements in taxonomic problems”, “Annals of Eugenics”, 7, 2, pp.179-188, September 1936.