

睡眠時の呼吸音からのいびきエピソードの自動抽出

苫小牧工業高等専門学校 ○荒木 毅, 三上 剛

要 旨

睡眠時無呼吸症候群の典型的な症状であるいびき音をより詳細に分析するための前処理として、本研究では、睡眠時に録音した呼吸音データからいびき音のみを自動的に抽出する手法を提案する。具体的には、ゼロ交差率とエネルギー強度を用いたいびき候補の抽出と主成分分析を用いたいびきと非いびきの識別を行う。

1. はじめに

睡眠時無呼吸症候群(Sleep Apnea Syndrome; SAS)は、睡眠時に一定の無呼吸(あるいは、低呼吸)を伴い、日中の過度の眠気や睡眠中の窒息感や喘ぎ、反復する中途覚醒等の症状を引き起こす病である¹⁾。

現在, SAS の診断には睡眠ポリグラフ検査が行われている。これは、患者の検査入院を必要とするおおがかりな検査で患者への負担も大きいため、より簡便な検査方法の実現が期待されている。その1つのアプローチとして、いびき音の音声解析による方法に近年注目が集まっている²⁾³⁾。しかし、これまでのいびき音の研究では、終夜録音した呼吸音データから注目するいびきエピソードを抽出する作業を手作業で行っていることから、比較的小規模ないびき音データしか分析されてこなかった。しかし、診断技術としていびき音の分析を行うためには、終夜に渡って録音されたいびき音全体について着目する必要がある。そのためには、従来研究では手作業で行っていたいびきエピソードの抽出作業を自動化することが必須になってくる。

本研究では、終夜に渡って連続録音した睡眠時の呼吸音データから、いびきエピソードを自動的に抽出する手法を提案する。

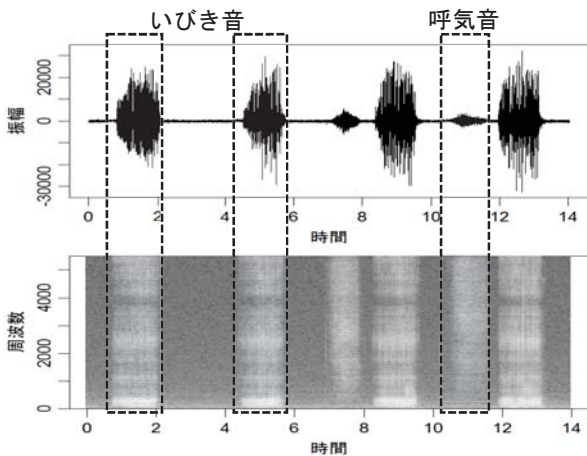


図1 睡眠時の呼吸音データの波形とスペクトログラム

2. 睡眠時の呼吸音データ

本研究で用いた睡眠時の呼吸音データは、国立病院機構函館病院に検査入院した男性 OSAS 患者の睡眠時の呼吸音を録音したものである。携帯型リニア PCM レコーダー(オリンパス LS-11)を用い、ベッドの支柱にマイクを固定して録音した。サンプリング周波数を 11kHz, 量子化 bit 数を 16bit に設定して録音した。データの圧縮はかけていない。睡眠時の呼吸音データのある区間の波形とそのスペクトロ

グラムを例を図1に示す。

本稿では、ある一定以上の音量で録音されている区間のことをエピソードという言葉で表現することとし⁴⁾⁵⁾、いびきエピソードを「いびきエピソード」、いびき以外の音のエピソードを「非いびきエピソード」と呼ぶことにする。また、いびき音またはいびき音以外のエピソードを「候補エピソード」と呼ぶことにする。

図1の波形からわかるように、睡眠時の呼吸音データの中にはいびきエピソードだけではなく、普通の呼吸音など非いびきエピソードが含まれているが、図1のスペクトログラムを見ると各エピソードの特徴が周波数成分の違いとしてよく表れていることがわかる。このことから、本稿ではエピソードのスペクトルの特徴に基づき、いびき音と非いびき音の識別を行う。

3. いびきエピソードの抽出方法

3.1. 候補エピソードの抽出

まず、睡眠時の呼吸音データからいびきエピソードの候補となる候補エピソードを次のようにして抽出する⁴⁾⁵⁾。

(1) エネルギーとゼロ交差率の計算

睡眠時の呼吸音データから、100[ms]の区間毎にエネルギーとゼロ交差率を計算する。なお、区間は 50% オーバーラップさせる。エネルギー(E_k)とゼロ交差率(ZCR)は、それぞれ式(1)、式(2)を用いて計算する。なお、ゼロ交差率については、睡眠時の呼吸音データにカットオフ周波数 275.6[Hz]のローパスフィルタをかけた後に計算する。

$$E_k = \sum_{i=0}^{N-1} s_k^2[i] \quad (1)$$

$$ZCR_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N-1} |\text{sign}(s_k[i]) - \text{sign}(s_k[i-1])| \quad (2)$$

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & (x > 0) \\ 0 & (x = 0) \\ -1 & (x < 0) \end{cases}$$

ここで、 k は区間の番号、 N は k 番目の区間内のサンプル数、 $s_k[i]$ は k 番目の区間内 i サンプル目の振幅を示す。

(2) しきい値による候補エピソードの抽出

各区間のエネルギーとゼロ交差率をしきい値と比較し、エネルギーとゼロ交差率両方がしきい値より大きい区間(以降、抽出区間と呼ぶ)を探索する。抽出区間で構成された連続区間(一続きの区間)を候補エピソードとして抽出する。エネルギーのしきい値(E_k)とゼロ交差率のしきい値(ZCR)は、それぞれ式(3)、式(6)を用いて求める。

$$T_E = \min(I_1, I_2) \quad (3)$$

$$I_1 = a \times [\max(E_k) - \min(E_k)] + \min(E_k) \quad (4)$$

$$I_2 = b \times \min(E_k) \quad (5)$$

$$T_z = c \times \overline{ZC} \quad (6)$$

ただし、 a , b , c の値は経験的に定める定数、 \overline{ZC} はトレーニングデータにおける ZCR_k の平均値を示す。

3.2. 候補エピソードの識別

次に、候補エピソードをいびきエピソードと非いびきエピソードに識別する⁴⁾。前工程で抽出した候補エピソードに対し 0~5000[Hz] に渡るスペクトログラムを求め、各候補エピソードを特徴ベクトルとして表す。特徴ベクトルは、スペクトログラムを 500[Hz] のサブバンドごとに分けた周波数成分をもつ 10 次元のベクトル ($\xi^k = [\xi_1^k \ \xi_2^k \ \dots \ \xi_{10}^k]^T$) とする。また、特徴ベクトルの各要素は、スペクトログラム全体の値で正規化したもので、式(7)で表す。

$$\xi_i^k = \frac{\sum_{j=1}^{N_k} \sum_{f=500(i-1)}^{500i} |y(j, f)|^2}{\sum_{j=1}^{N_k} \sum_{f=0}^{5000} |y(j, f)|^2} \quad i = 1, 2, \dots, 10 \quad (7)$$

ここで、 $y(j, f)$ はハンニング窓を用いた短時間フーリエ変換の値 N_k は k 番目の候補エピソードに含まれる抽出区間の個数を示す。次に、求めた特徴ベクトルに対し主成分分析の手法を用いて、小数次元の特徴ベクトルを新たに求める。主成分を調べるために、いびきエピソードのトレーニングデータから式(8)で分散共分散行列を求める。

$$C = \frac{1}{K} \sum_k (\xi^k - \bar{\xi})(\xi^k - \bar{\xi})^T \quad (8)$$

ここで、 ξ^k はトレーニングデータ内の特徴ベクトルを表し、 $\bar{\xi}$ は ξ^k の平均ベクトル、 K は ξ^k の総数を表す。分散共分散行列の最も大きい 2 つの固有値に対応する固有ベクトル (第 1 主成分、第 2 主成分) を用いて変換行列を作成し、式(9)に示すように 10 次元特徴ベクトルから新たな 2 次元特徴ベクトルを算出する。

$$\hat{\xi}^k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = W^T \xi^k \quad (9)$$

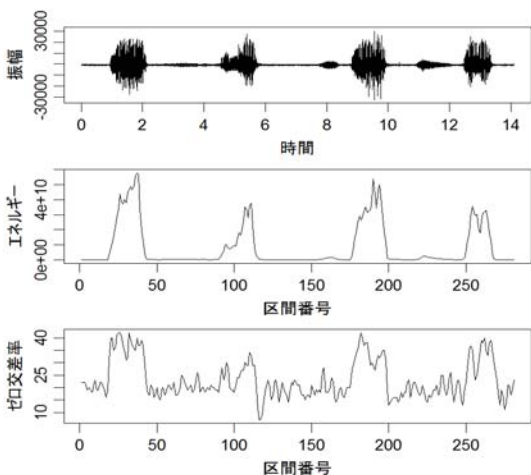


図 3 候補エピソード、エネルギーとゼロ交差率の波形

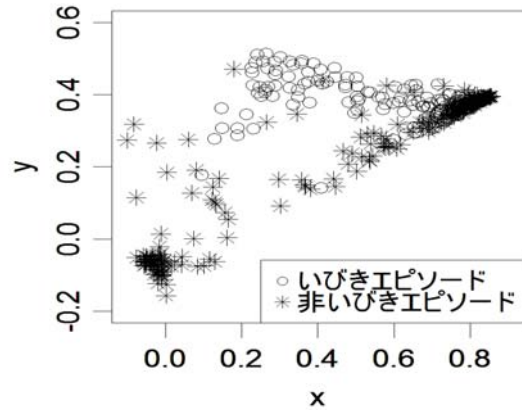


図 4 候補エピソードの 2 次元特徴ベクトルの分布

4. 結果

3.1 の手順において、候補エピソードとして抽出される信号をマークした波形(上)、上部の波形の各区間におけるエネルギー(中間)とゼロ交差率(下)を図 3 に示す。また、3.2 の手順通りに最終的に射影された候補エピソードの 2 次元特徴ベクトルの分布とその 1 部分の拡大図を図 4 に示す。まず、候補エピソードの抽出について、図 3 に示すような形で 500 個の候補エピソードの内、491 個を正しく抽出することが出来た。残りの 9 個は 2 つに分断される形で抽出されていた。概ね期待した結果であるが、まだ改善の余地があるものと考ええる。

一方、主成分分析による候補エピソードの識別は、図 4 の全体の結果をみるといびきエピソードと非いびきエピソードがある程度分かれて分布しているように見えるが、両者が混在している箇所も多くさらなる改良が必要と考ええる。

5. まとめ

本研究では、いびきの候補エピソードの抽出に関しては、よい結果が得られたが、いびきエピソードと非いびきエピソードの識別までは至らなかった。今後は、トレーニングデータを増やす等、主成分分析によるいびきエピソードの識別を実現する。

謝辞

本研究は、日本学術振興会 科学研究費補助金 基盤研究 (C) による研究助成 (課題番号: 26330338) と、(株) I・TEC ソリューションズ様の寄付金によって行われたものである。

参考文献

- 1) 太田, いびきと睡眠障害, 東海大出版, pp.49-52, 2005
- 2) 榎本他, 雑音耐性に優れたいびきのホルマント周波数解析に基づく閉塞型睡眠時無呼吸症候群と単純いびき症との識別, 生体医工学, vol.48, no.1, pp.115-121, 2010
- 3) Ng, A.K., et al, Could formant frequencies of snore signals be an alternative means for the diagnosis of obstructive sleep apnea?, *Sleep Medicine*, no.9, no.8, pp.894-898, 2008
- 4) Cavusoglu, M., et al, An efficient method for snore/nonsnore classification of sleep sounds, *Physiol. Meas.*, vol.28, no.8, pp.841-853, 2007
- 5) Azaribarzin, A., et al, Automatic and Unsupervised Snore Sound Extraction from Respiratory Sound Signals, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.58, pp.1156-1162, 2011