

呼吸音データを用いた睡眠時無呼吸症候群の検知の試み

津本 紗希[†] 堀江 和正^{††} 松原 正樹^{†††} 佐藤 誠^{††††} 北川 博之^{††}
 歳森 敦^{†††} 森嶋 厚行^{†††}

[†] 筑波大学情報学群知識情報・図書館学類 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

^{††} 筑波大学計算科学研究センター 〒305-8577 茨城県つくば市天王台 1-1-1

^{†††} 筑波大学図書館情報メディア系 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

^{††††} 筑波大学国際統合睡眠医科学研究機構 (WPI-IIIS) 〒305-8575 茨城県つくば市天王台 1-1-1

E-mail: [†]ts1711542@s.tsukuba.ac.jp, ^{††}{horie,kitagawa}@cs.tsukuba.ac.jp,

^{†††}{masaki,tosimori,mori}@slis.tsukuba.ac.jp, ^{††††}satoh.makoto.fu@u.tsukuba.ac.jp

あらまし 睡眠は誰もがいき、健康で活力ある生活を送る上で非常に重要である。しかし、誰もが理想的な睡眠を行っているわけではない。本稿は多くの人を悩ませている睡眠時無呼吸症候群に着目し、睡眠時の呼吸音からより簡易的に自宅でスクリーニングできることを目標に、音の情報を利用した判定についての可能性を明らかにすることを目的とする。具体的には、ある 60 秒間の睡眠時の呼吸音から 3 %酸素飽和度低下が起こる無呼吸・低呼吸状態がその区間内にあるかどうかを機械学習モデルを用いて判定した。閉塞性睡眠時無呼吸症候群 1 名の終夜睡眠時の呼吸音データを対象に実験を行い、日常生活での事前スクリーニングへの応用可能性について検討を行なった。

キーワード 動脈血酸素飽和度, 睡眠時無呼吸症候群, 時系列データ, 機械学習, サポートベクターマシン

1 はじめに

快適な睡眠には身体的・精神的健康を保つ力があり、生活を送る上で重要である。しかし、誰もが理想的な睡眠を行っているわけではない。2020 年に行われた日本人 10,000 人を対象とした調査では 67.7 % の人が睡眠について何らかの不満を抱いているという結果が報告された [1]。代表的なものとして、日本人 30-69 歳の 900 万人以上が罹患していると推定される、睡眠時無呼吸症候群 (SAS) が挙げられる [2]。SAS は睡眠時に一時的になんらかの原因で呼吸が止まってしまう症状のことで、患者数が多い睡眠障害の一つである。SAS から高血圧・脂血症・耐糖能異常・肥満、そして動脈硬化・脳卒中などを引き起こすことからリスクの高い症状である。しかし、SAS は自覚されず治療されていない。2017 年の厚生労働省の調査によれば、睡眠障害を受診したのは全体の 6.3 % であった [3]。これは寝ている時、自分が何をしているのか、何が起きているのか、自分で気づくことは難しいことが要因の一つと考えられる。

もう一つの要因は、SAS のスクリーニングは時間や金銭コスト、そして専門家による作業を必要とし容易ではないことが挙げられる。一般に SAS をはじめとする睡眠障害の診断には睡眠ポリグラフ検査が用いられている。これは睡眠時の脳波や眼電位、筋電位、体動などを計測するもので、専門のクリニックで一晩、各種電極を付けて寝て計測を行う。その後計測データを専門家が手作業で、睡眠障害の疑いがないかスクリーニングを行っている。

自分の睡眠を改善するためには、自分の睡眠の状態を知ることが大事である。スマートフォンや腕時計型活動量計によって、

自らの心拍数や活動量を知ることができるようになったように、睡眠についても自らの状態を知るためのアプリやセンサが開発されている (例えば、Sleep Meister [4] や熟睡アラーム-睡眠とイビきを計測する目覚まし時計 [5])。睡眠時の呼吸音は呼吸系の睡眠障害を見分ける際の指標の一つであり、音のデータは他の生体信号データと比べ、パソコンやスマホを用いて簡単に録音することができるため、一般人にとって身近に利用できる。Kim らは実験室環境において終夜睡眠時の呼吸音録音から機械学習を用いて睡眠障害の重症度の判定する手法を提案している [25]。この研究では、SAS の発見の指標として用いられている動脈血酸素飽和度 (SpO₂) から求められる 3 %酸素飽和度低下指数 (3 % ODI) 区間の検知は行っておらず、環境雑音がある日常生活時に録音した呼吸音から判定できるかはまだ明らかになっていない。

そこで、本研究では身近なものを用いてより簡易的に自宅で SAS をスクリーニングできることを目標に、在宅の状況で音の情報を利用して SAS に関する判定についての可能性を明らかにすることを目的とする。具体的には、ある 60 秒間の睡眠時の呼吸音から 3 % ODI が起こる無呼吸・低呼吸状態がその区間内にあるかどうかを機械学習モデルを用いて判定する際の実現可能性についての検討を行う。

2 基本事項

2.1 SAS の特性

SAS とは睡眠中に一時的に何らかの原因で呼吸が止まってしまうことであり、最も患者数の多い睡眠障害の一つである [6]。自覚症状としては睡眠時に呼吸ができないという、身体の非常事

態が引き起こされることにより、身体の緊張状態が続き、十分な休養をとることができていないことで日中の眠気が強くなるなどがある。また、日中の傾眠により、自動車事故では、OSA を有するものは健常者に比べて事故率が2倍以上あるという報告もなされている [7]。呼吸が止まる原因から SAS は3つに分類できる。

2.1.1 閉塞性睡眠時無呼吸症候群 (OSA)

口腔内の構造や、広さなどから睡眠時に気道が狭く閉塞することで呼吸が一時的に停止する。狭くなった気道に無理に息を通そうとするのでいびき音を伴うことが多く、睡眠時無呼吸症候群の中で大半の人がこの種類であると推測されている [8]。

2.1.2 中枢性睡眠時無呼吸症候群 (CSA)

神経系の伝達不全により、呼吸指令が出ず、呼吸が一時的に停止する。心臓の機能が低下した場合 30-40 % の割合でみられる [9]。いびき音などを伴わないので、周りの人に気づかれにくいという問題点がある。

2.1.3 混合型睡眠時無呼吸症候群

一晩の中で閉塞性から始まり、中枢性に移行する。

2.2 SAS の疫学

本研究で取り上げる SAS について疫学的特徴を説明する。一般に SAS をはじめとする、睡眠障害は、高血圧・肥満・高脂血症・耐糖能異常などを引き起こしやすくなる。また、これらの疾患は動脈硬化や脳卒中・虚血性心疾患・心不全などの病気を誘発することが報告されている [10]。これらのことから、睡眠障害を放置しておくことは危険であり、早めの未病・予防対策が重要であるということがわかる。SAS 患者の割合は、年齢・性別では 50 代の男性の割合が最も大きくなっている。女性は閉経後の 50 代以降増加の傾向である [11]。厚生労働省が行っている患者調査によると SAS を含む睡眠障害と診断される人は年々増加傾向にある [12]。また、危険性の高い要因として、BMI が高く肥満体型の場合、気道が狭くなりやすいので SAS の危険性が高まるが、肥満でなくても SAS の危険性を否定することはできない [13]。これは日本人は欧米人と比べて前後に長く上下に長い顎顔面形態の特徴から肥満の程度が低くても SAS を発症しやすい [14] という危険性があるからである。

2.3 睡眠検査について

本章では、現在行われている睡眠検査について説明する。

2.3.1 現在の睡眠検査

SAS の診断では睡眠ポリグラフ検査 (2.3.2) が一般的に用いられている。口鼻の気流停止/低下から、無呼吸・低呼吸を判断する。また、胸部と腹部の呼吸運動を計測することにより、OSA, CSA, 混合型の3種類に分類することができる。また、気流などの呼吸運動計測に加え、パルスオキシメトリーによる SpO₂ の低下、睡眠時の脳波解析による睡眠ステージ、四肢のセンサからの身体の動きなどを総合的に観察することによって、睡眠問題の有無について判断が行われている。

2.3.2 睡眠ポリグラフ (PSG) 検査

PSG とは睡眠時の脳波や筋電位などの生体信号を記録し、就

寝時の身体の動きについて検査する手法であり、睡眠検査の標準手法とされている。生体信号を詳しく記録し、睡眠解析の基本である、睡眠ステージ判定などを行うことができる。しかし、この検査は、身体中に電極を取り付けるために、患者が不自由を感じたり、普段の自宅ではないところで一晩寝て検査を行うため、緊張などから普段通りの睡眠が反映されていないなどの問題点が挙げられている [15]。米国睡眠医学会 (AASM) マニュアルでは PSG 検査の標準的測定項目は、脳波、顎筋電位、眼球運動、心電図、気管音、動脈血酸素飽和度、口鼻孔気流、胸腹部運動、前脛骨筋筋電位、体位であり [16]、この中の、気管音、動脈血酸素飽和度、口鼻孔気流、胸腹部運動が、無呼吸・低呼吸イベントの判定に用いられる [17]。

2.3.3 簡易検査

睡眠外来受診後に医師の判断によって、詳細な PSG 検査ではなく、パルスオキシメータによる SpO₂ のモニタリング、エアフローセンサによる、鼻口での気流の測定、気管音センサによるいびきの検出に加えて、体位センサ (ジャイロセンサ) を組み合わせて評価する簡易検査が行われる場合がある。基本、睡眠ステージは測定せず、睡眠時間は自己申告で記録される。簡易検査で AHI (後述) が高い場合は CPAP 治療 (経鼻的持続陽圧呼吸療法) 導入が検討される。大半が無呼吸である重症患者はほぼ正確に測定することができるが、低呼吸が多い、軽症・中等症患者では PSG に比べ、測定精度が低いことに注意する必要がある。

2.3.4 各種診断基準

ここでは、SAS の診断に用いられている診断基準を3つ紹介する。これらの指標には特性があり、場合と状況において使い分けられている。

- 無呼吸・低呼吸指数 (AHI)

OSA の重症度の特定は無呼吸数から推定していたが、無呼吸には至らないが低呼吸の場合も状態に大きく影響することが明らかになり、現在は睡眠時の無呼吸と低呼吸の数である AHI が広く用いられている。(正常: $0 \leq AHI \leq 4$, 軽症: $5 \leq AHI \leq 14$, 中等症: $15 \leq AHI \leq 29$, 重症: $AHI \geq 30$) [19]

- 呼吸障害指数 (RDI)

検査1時間あたりの無呼吸・低呼吸指数に呼吸努力覚醒反応を加えた回数。

- 酸素飽和度低下指数 (ODI)

検査1時間あたりの経皮酸素飽和度がベースラインより閾値%以上低下した回数。一般的に閾値には 2-4 % が用いられている。回数が多くなるほど重症であるとされる。(中等症: $15 \leq ODI \leq 29$, 重症: $ODI \geq 30$)

3 関連研究

本章では、様々なデータを用いた SAS の自動検知に関する先行研究について説明する。近年、日進月歩の情報技術の進化により、機械学習を用いたデータの解析が簡便にできるようになった。2019 年に行われた深層学習を用いた SAS 検知関連論文の大規模な動向調査では、ここ数年、SAS 関連の研究数が顕著に増加しており、特に深層学習を用いたものや、特徴量の抽出のパ

ラメータの選択に関する研究が世界中で行われていることが報告された [20] [21]. その手法は使用される解析対象のデータの種類や解析手法によって分類することができる.

3.1 SpO2 を用いた SAS 検知の手法

SpO2 値のみから SAS を推定する手法は多く研究されている. 一般家庭用のパルスオキシメータで計測される SpO2 を解析の対象とした研究では, 例えば, 10,000 件にも及ぶ大規模データセットを解析対象とした研究が RCNN を用いて 88.2 % の精度で人間の専門家と同程度の性能を示している [22]. PSG の呼吸器系のデータ 5 種を使用し, 特徴量と時系列を学習する方法では, AHI の推定において人間の専門家と比べ, 88.2 % の精度で自動化された. これは, 睡眠時の生体データは機械学習によって分類・回帰することは可能であり, 大規模なデータセットに対して, 分類に有効な特徴量の抽出も自動で行うことができることを表している.

SpO2 の低下の回数から AHI を推定する研究 [23] では, 異なるデータセット計 8052 件の SpO2 を対象に SpO2 が低下した箇所が呼吸器イベントによるものかどうかをランダムフォレストを用いて予測を行い, AHI が 15 以上の無呼吸低呼吸症候群を持つ患者を 87.6 % の精度で検出することに成功している. これは, SpO2 の低下箇所が無呼吸・低呼吸発生に関係していることを表している.

また, 病院やクリニックなどの特殊な環境ではなく, 自宅でパルスオキシメータを用いて計測した SpO2 を解析の対象とした研究 [24] では, AHI の推定を独自のアルゴリズムを用いて 95 % の精度で推定を行なっている. このことから, 自宅で計測された SpO2 を解析の対象として用いることが可能であることがわかる.

3.2 音を用いた SAS 推定の手法

睡眠時の音を対象とした先行研究を紹介する. 終夜睡眠時の呼吸音録音の複数の音声特徴量からなる生体的特徴を抽出した. 抽出された特徴量から AHI の推定を機械学習で行い, 睡眠障害の重症度から 4 つにグループ分けを行なった [25]. 結果, SVM を用いて 88.3 % の正解率で正しく分類することが可能であることが報告されている. このことから, 終夜睡眠時の呼吸音録音は, 睡眠障害重症度の推定に有効であることがわかる.

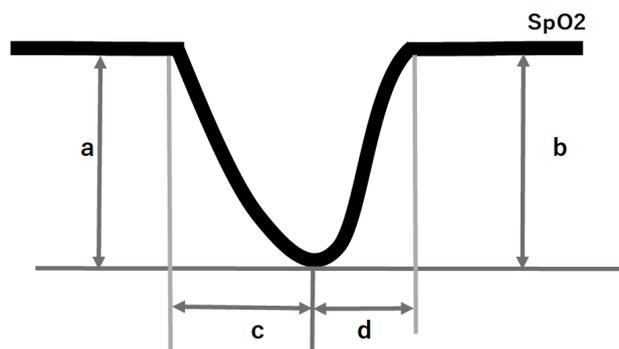
4 実験手法

本研究では, 身近なもので簡易的に SAS をスクリーニング検査できることを目標とし, 在宅の状況で音の情報を利用して睡眠時無呼吸症候群に関する判定についての可能性を明らかにすることを目的とする. 具体的には, ある 60 秒間の睡眠時の呼吸音から無呼吸・低呼吸状態がその区間内にあるかどうかを機械学習モデルを用いて判定する際の実現可能性についての検討を行う. 本研究は, 筑波大学図書館情報メディア系倫理審査委員会の承認を得て行われた.

4.1 実験の流れ

実験は以下の流れで行なった.

- (1) 被験者の終夜睡眠時の呼吸音と SpO2 を記録する
- (2) 記録した SpO2 に 3 % ODI を適用し, 無呼吸・低呼吸区間を特定する
- (3) 録音データにおいて, (2) で特定された無呼吸・低呼吸区間で SpO2 が低下開始する地点から以前の 60 秒間を抽出する
- (4) 対照区間として, 無呼吸・低呼吸であると判断されていない区間から, 無呼吸・低呼吸区間と同数, 無作為に抽出する
- (5) 抽出された 2 種類の区間について SVM で分類を行う



語句
a : SpO2の低下レベル(=3%)
b : 低下後の上昇レベル(=a)
c : 低下時間(8~120秒)
d : 回復時間(<20秒)
よって, 無呼吸・低呼吸区間の条件を満たすものは以下の条件に合致する場合
1. $a = 3$
2. $b = a$
3. $8 \leq c \leq 120$
4. $d \leq 20$

図 1 無呼吸区間の検出条件

睡眠時に呼吸が一時的に停止した基準は, 臨床現場で用いられている, 3 %酸素飽和度低下指数 (3 % ODI) を適用する. 動脈血酸素飽和度 (SpO2) の低下は指先につけた透過型パルスオキシメータ (リング O2, Neuroceuticals Inc., Japan) を用いて 0.5Hz で計測した. 呼吸音の録音は, 被験者の寝間着の襟元にピンマイク (MKF-305, Hiroumer Japan, China) を装着して 48kHz で集音した. ピンマイクを MacBookAir (Apple, USA) に接続し, 標準装備アプリケーション「ボイスメモ」を使用して記録した. また, 被験者が夜, お手洗いなどに起きた際には自ら装着・着脱を行なってもらった.

4.2 収集したデータ

本実験では, OSA が疑われる人の終夜呼吸音と動脈血酸素

飽和度を収集した。本研究への参加，不参加は自由意志で決定できるものとし，参加後に都合により中止した場合も一切の不利益を被らないものとした。録音データはパソコンに接続されたピンマイクを被験者の寝巻きの襟元につけてもらい，録音を行った。パルスオキシメータを被験者に貸出し，就寝前に自ら装着してもらった。機器の回収は最大で3晩分のデータを記録した後に行い，専用のソフトで記録されたデータの読み出しを行った。データは150Hzで測定され，2秒間のSpO2値の最小値を2秒毎に記録し0.5Hzで出力している。被験者に基礎疾患や呼吸器系の既往症はなく，他の現在治療中の疾患もない。記録期間は，2020年11月10日～20日（10日間）のうち，一晚の記録時間が5時間に満たないものや，アーチファクトによるデータの欠損がある場合を対象から外し，7日間を対象とした。記録時間は録音が06:24:40 ± 00:20:49，パルスオキシメータによるSpO2は06:22:02 ± 00:20:10である。

4.3 信号の前処理

録音データは，5kHzにダウンサンプリングし，ノイズを軽減するために50Hz以下と3500Hz以上の周波数をカットオフした。また，SpO2は時間経過の特徴を掴むために移動平均（10秒）を行なった。

4.4 無呼吸・低呼吸区間の特定と抽出

無呼吸・低呼吸区間の特定は，3% ODIを基準とし，以下の条件に一致する無呼吸・低呼吸区間を自動で求めることができるアルゴリズムを構築し，使用した。検出条件（図1）は，直前値から閾値%以上低下し，120秒以内に上昇に転じ，20秒以内に元の直前値まで回復することである[26]。この際の閾値は2～4%が一般的に用いられているが，本研究では，最も精度が期待される3% [27]を使用する。特定した無呼吸・低呼吸区間において，SpO2値低下開始する地点から30秒以上前の区間を抽出する。これは，呼吸が停止するというイベントの発生とSpO2値の反響のタイムラグが20秒ほどある[28]ことを考慮し，無呼吸・低呼吸イベントが発生した地点の前後を解析の対象として用いるためである。特定した区間のSpO2と録音データの一例を図2, 3に示す。解析プログラムは，Tensorflow2.1.0(Google, USA)を使用した。

4.5 サポートベクターマシンによる分類

サポートベクターマシンとは現在知られている手法の中で最もパターン認識性能の優秀な学習モデルの一つである[29]。本研究では，ある特定区間秒の呼吸音がある後，SpO2が低下するイベントであるか否かを分類するために使用した。このイベントを特定することにより，間接的にSASの疑いがあるか否かを判断することができる。4.4章で特定した無呼吸・低呼吸の疑いのある区間との対照区間として，呼吸が停止していないとSpO2から推測できる区間を，無呼吸・低呼吸の疑いのある区間と同じ個数無作為に抽出し，データセットの構築を行った。構築したデータセットを訓練データとテストデータに3:1に分割し，訓練データセットに対して5分割交差検証を用いたグリッドサーチを行い，最も正解率の高いパラメータを選択した。パラ

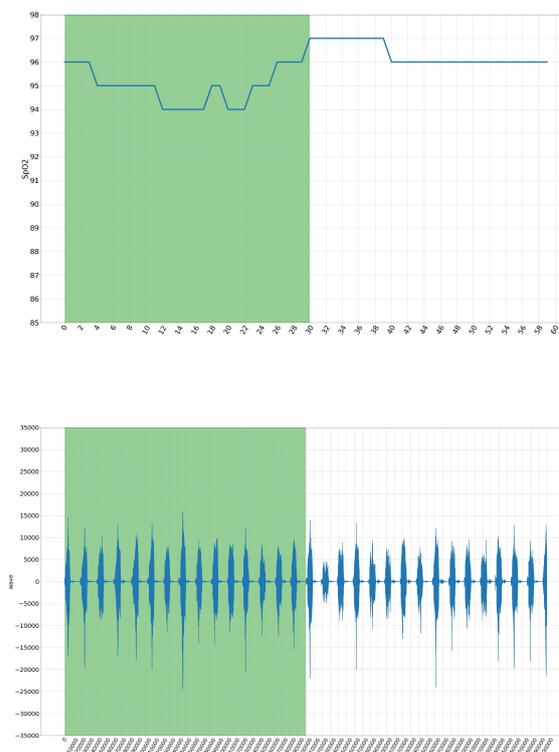


図2 呼吸区間を含む60秒間の切り出し例，グラフは2分間のデータを表しており，薄緑の区間が切り出された60秒区間（上）SpO2データ（下）音声データ

メータは $C=10$, $\gamma=0.0001$ である。このパラメータを用い，訓練データセット全体でパラメータを調整したモデルでの学習を行った後，テストデータに対して適用しモデルの精度を検証した。

4.6 評価指標

本実験では，手法の精度評価に際し，再現率・適合率・正解率・F値・Cohenのカップ係数[30]を使用した。表1に混合行列を示す。

表1 混同行列（評価指標）

		提案手法	
		無呼吸	呼吸
正解	無呼吸	TP	FN
	呼吸	FP	TN

4.7 実験結果

実験結果を表2に示す。再現率は83.33%，適合率は64.51%，全体の正解率は69.07%となった。また，カップ係数は0.38，再現率と適合率から計算されるF値は0.73となった。表4にテストデータを適用した本モデルの混同行列を示す。

5 考察

本研究は事前のスクリーニング検査を目標としているため，

表 2 実験結果

切り出し区間の長さ	再現率	適合率	正解率	カッパ係数	F 値
60 秒	83.33 %	64.51 %	69.07 %	0.38	0.73

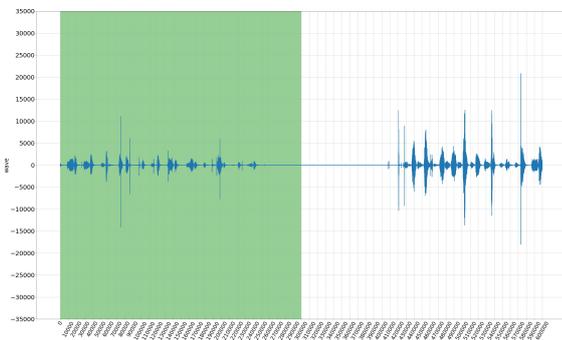
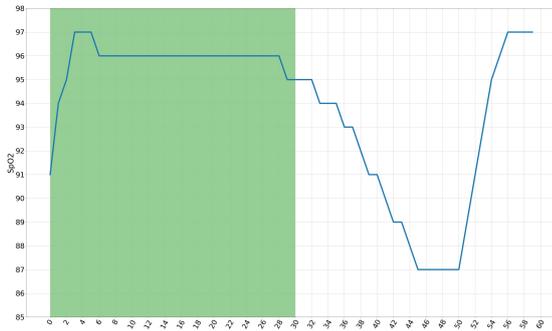


図 3 無呼吸区間を含む 60 秒間の切り出し例, グラフは 2 分間のデータを表しており, 薄緑の区間が切り出された 60 秒区間 (上) SpO2 データ (下) 音声データ

表 3 混同行列 (60 秒間)

		提案手法	
		無呼吸	呼吸
正解	無呼吸	40	8
	呼吸	22	27

無呼吸・低呼吸の発生を見逃さないことが重要である。実験結果より, 再現率は 83.33 %であった。これは 無呼吸が発生していることをある程度検知できていることを表している。今回実験で用いた被験者のデータにおいて, 手法の有用性が示唆された。しかし, ある程度スクリーニングとしての有用性が示唆されたものの, 全体の正解率などで改善の余地があることがわかった。

正解率が上がらなかった原因は大きく分けて 2 つあると考えている。一つ目が, 被験者数が少なく学習データに限りがあったことである。これにより, 特徴量の抽出に乏しかったと予想される。2 つ目は, 音のデータに対して基本的な前処理のみしか行っていないため, ノイズとなるデータが多く含まれていることである。

本提案手法は, PSG 検査の結果などを利用した先行研究には及ばない結果となったが, 在宅の状況で手軽に計測することができる音に着目した手法の可能性を示した。

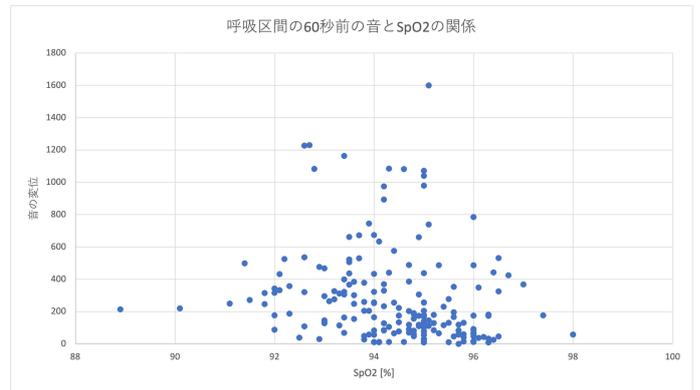


図 4 呼吸間の前 60 秒間の音と SpO2 の関係

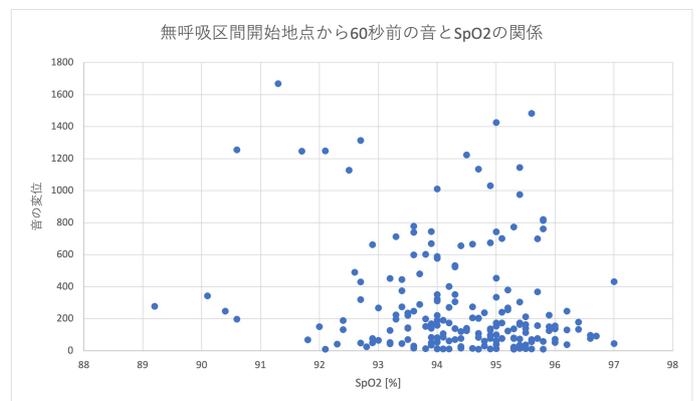


図 5 無呼吸の前 60 秒間の音と SpO2 の関係

6 まとめと今後の課題

本研究では, 在宅の状況で音の情報を利用して睡眠時無呼吸症候群に関する判定についての可能性を明らかにするために, 録音した音を利用して無呼吸・低呼吸区間の判定の機械学習モデルを構築し検討した。閉塞性睡眠時無呼吸症候群 1 名の終夜睡眠時の呼吸音データを対象に実験を行い, 再現率 83.3 %で無呼吸・低呼吸区間の判定を行うことができ, 日常生活での事前スクリーニングへの応用可能性が示唆された。今後の課題として次のことが考えられる。

より大規模な実験: 被験者数を増やしたより汎用的なモデルの構築を行う。また, 録音機器などの実験に使用する機器についての検討も行っていきたい。

睡眠時の呼吸音処理: 睡眠時の音には様々な音が含まれている。口や鼻から発せられる呼吸音, 布団の擦れる音, 外部環境音, 機械のノイズ音などたくさんの種類の音で溢れている。本研究では, 機械から発せられるノイズなどについてはフィルタを適用することにより除去を試みた。しかし, 在宅の環境における, 呼吸音以外のノイズとされる音と純粋な呼吸音の分離は今後の課題として取り組みたい。図 4, 図 5 に各区間の音の変位と SpO2

の平均値の関係を表した図を示す。これらの図より、本研究で用いた、無呼吸・低呼吸区間及び、対照区間の抽出方法には改善の余地があることがわかった。両者の特徴を詳細に得るために勘考する必要がある。音声データをそのまま扱うのではなく、周波数領域への展開などを用いて、機械学習における分類に有効な特徴量の抽出を行いたいと考えている。

睡眠障害の重症度の判定：本実験では、無呼吸区間の推定を行い、睡眠障害の有無のみを推定したが、臨床の現場では、その重症度も重要な指標とされている。無呼吸発生回数やその長さを検知することなどによって、その重症度も推定していきたい。

謝 辞

長時間にわたる実験にご協力いただいた、被験者の方に感謝します。本研究の一部は JST CREST JPMJCR16E3 の支援を受けたものです。ここに謝意を示します。

文 献

- [1] 日本睡眠科学研究所. “西川睡眠白書 2020:~日本人の睡眠調査~”. 2020 睡眠白書 - 日本人の睡眠を大調査!-. <https://www.nishikawa1566.com/company/laboratory/hakusyo2020.pdf>, (accessed 2020-12-18).
- [2] Benjafield Adam V., Ayas Najib T., Eastwood Peter R., Heinzer Raphael, Ip Mary S. M., Morrell Mary J., Nunez Carlos M., Patel Sanjay R., Penzel Thomas, Pépin Jean-Louis, Peppard Paul E., Sinha Sanjeev, Tufik Sergio, Valentine Kate, Malhotra Atul. Estimation of the global prevalence and burden of obstructive sleep apnoea: a literature-based analysis. *The Lancet Respiratory Medicine*. 2019, vol.7, no.8, p.687-698
- [3] 厚生労働省. “平成 29 年患者調査 (傷病分類編)”. 平成 29 年患者調査 (傷病分類編). <https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/kanja/10syoubu/0/>, (参照 2021-03-18).
- [4] Naoya Araki. “Sleep Meister - 睡眠サイクルアラーム Lite”. AppleStore, Sleep Meister - 睡眠サイクルアラーム Lite. <https://apps.apple.com/jp/app/sleep-meister>,
- [5] 株式会社 C2. “睡眠&いびき計測目覚ましアプリ”. 熟睡アラーム - 睡眠といびきを計測する目覚まし時計. <https://apps.apple.com/jp/app/>
- [6] Janssen, Hennie C. J. P., Venekamp Lisette N., Peeters Geert A. M., Pijpers Angelique, Pevernagie Dirk A. A. Management of insomnia in sleep disordered breathing. *EUROPEAN RESPIRATORY REVIEW*. 2019, vol.28, no.153, p.190080.3
- [7] Karimi Mahssa, Hedner Jan, Häbel Henrike, Nerman Olle, Grote Ludger. Sleep apnea-related risk of motor vehicle accidents is reduced by continuous positive airway pressure: Swedish Traffic Accident Registry data. *Sleep*. 2015, vol.38, no.3, p.341-349.
- [8] Shiomi T., Sasanabe Ryujiro. Advances in diagnosis and treatment of sleep apnea syndrome in Japan. *Japan Medical Association Journal*. 2009, vol. 52, p.224-230
- [9] Kales Anthony, Cadieux Roger J., Shaw III Lewis C., Vela-Bueno Antonio, Bixler Edward O., Schneck Dennis W., Locke Todd W., Soldatos Constantin R. Sleep apnoea in a hypertensive population. *The Lancet*. 1984, vol. 324, no.8410, p. 1005-1008.
- [10] 高橋昌克. 睡眠呼吸障害診療のポイント: ココから学び始める!, メジカルレビュー社, 第 1 版. 2006.
- [11] 坂本 菊男, 菊池 淳, 高根 陽子, 中島 格. 女性の閉塞性睡眠時無呼吸症候群の臨床的検討. *耳鼻咽喉科臨床*. 2006, vol.99, no.2,

- p.133-137.
- [12] 厚生労働省政策統括官 (統計・情報政策、政策評価担当). “平成 29 年患者調査 (傷病分類編)”. 厚生労働省. <https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/kanja/10syoubu/dl/h29syoubu.pdf>, (参照 2020-7-28).
- [13] 佐藤誠. 睡眠時無呼吸症候群 (SAS) の疫学. *日本内科学会雑誌*. 2020, vol. 109, no.6, p.1059-1065.
- [14] Yoshida Kazuya. Effectiveness and limitation of oral appliance therapy and perspective to orthognathic surgery. *最新医学*. 2009, vol.64, p.76-88.
- [15] Edinger J. D., Fins A. I., Sullivan R. J., Jr, Marsh G. R., Dailey D. S., Hope T. V., Young M., Shaw E., Carlson D., Vasilas D. Sleep in the laboratory and sleep at home: comparisons of older insomniacs and normal sleepers. *Sleep*. 1997, vol.20, no.12, p.1119-1126.
- [16] Iber C, Ancoli-Israel S, Chesson A, Quan S, for the American Academy of Sleep Medicine. *The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications*, 1st ed. Westchester, IL: American Academy of Sleep Medicine; 2007.
- [17] 八木 朝子. 我が国における睡眠ポリグラフ検査 (PSG) の現状. *医学検査*. 2016, vol.65, no.1, p.1-11.
- [18] 米国睡眠医学会, 日本睡眠学会. AASM による睡眠および随伴イベントの判定マニュアル: ルール、用語、技術仕様の詳細 VERSION 2.3. ライフサイエンス, 2017.
- [19] Quan S. F., Gillin J. C., Littner M. R., Shepard J. W. Sleep-related breathing disorders in adults: Recommendations for syndrome definition and measurement techniques in clinical research. editorials. *Sleep (New York, NY)*. 1999, vol.22, no.5, p.662-689.
- [20] Alzubi Jafar, Nayyar Anand, Kumar Akshi. Machine Learning from Theory to Algorithms: An Overview. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018, vol.1142, p.012012.
- [21] Mostafa Sheikh Shanawaz, Mendonça Fábio, Ravelo-García Antonio, G., Morgado-Dias Fernando. A Systematic Review of Detecting Sleep Apnea Using Deep Learning. *Sensors (Basel, Switzerland)*. 2019, vol.19, no.22, p.4934.
- [22] Biswal Siddharth, Sun Haoqi, Goparaju Balaji, Westover M. B., Sun Jimeng, Bianchi Matt T. Expert-level sleep scoring with deep neural networks. *Journal of the American Medical InformaticSASociation : JAMIA*. 2018, vol.25, no.12, p.1643-1650.
- [23] Deviaene M., Testelmans D., Buyse B., Borzee P., Van Huffel S., Varon C. Automatic Screening of Sleep Apnea Patients Based on the SpO(2) Signal. *IEEE journal of biomedical and health informatics*. 2019, vol.23, no.2, p.607-617.
- [24] Mendonça Fábio, Mostafa Sheikh S., Morgado-Dias Fernando, Ravelo-García Antonio G. An Oximetry Based Wireless Device for Sleep Apnea Detection. *Sensors*. 2020, vol.20, no.3.
- [25] Kim Taehoon, Kim Jeong-Whun, Lee Kyogu. Detection of sleep disordered breathing severity using acoustic biomarker and machine learning techniques. *BioMedical Engineering OnLine*. 2018, vol.17.
- [26] 佐野 公彦, 中野 博, 大西 徳信, 石井 良子, 中村 武彦, 松澤 邦明, 前川 純子, 成田 亘啓. 自宅パルスオキシメトリによる睡眠呼吸障害のスクリーニング方法についての検討. *日本呼吸器学会雑誌 = The journal of the Japanese Respiratory Society*. 1998, vol.36, no.11, p.948-952.
- [27] Oeverland Britt, Skatvedt Olav, Kværner Kari, J., Akre Harriet. Pulseoximetry: sufficient to diagnose severe sleep apnea. *Sleep medicine*. 2002, vol. 3, no. 2, p. 133-138.
- [28] 中野博. パルスオキシメータによる睡眠時無呼吸症候群スクリーニング. *国立医療学会誌「医療」*. 2009, vol.63, no.5, p.291-297.
- [29] 栗田多喜夫. サポートベクターマシン入門. 産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門. July. 2002
- [30] Cohen Jacob. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*. 1960,

