

# 生体信号データベースを用いたスクリーニング指標の構築 眠時無呼吸症候群を中心として

湯田恵美<sup>1</sup> 金子格<sup>2</sup>

**概要:**ウェアラブルセンサの普及により、人間をセンシングする技術は身近なものとなった。心電図、脈波、筋電図など人間の生体信号やセンサから計測された客観的なデータを用いることで、人の様態の変化を見出し、変容の程度を見定めることで疾患の早期スクリーニングが可能となる。そのためには生体の状態を解釈するための指標が不可欠である。ここで、生体状態の評価の基準となる指標は、データベースや院内データから構築されるため、よりよい指標の構築にはデータベースが肝要であり、個別化医療の実現にも貢献しうる。そのためには、まずセキュアな生体データベースの構築に向けて、個人情報保護の重要性を認識して個人情報を慎重に取り扱う必要がある。本稿では、生体信号から睡眠時無呼吸症候群をスクリーニングするための指標に焦点を当てて、生体信号データベース構築の必要性を検討する。

**キーワード:** 生体信号処理, 生体信号データベース, スクリーニング, 情報セキュリティ, 個人情報保護

## Construction of screening index using human bio-signal database: Focusing on Sleep Apnea Syndrome

EMI YUDA<sup>†1</sup> ITARU KANEKO<sup>†2</sup>

**Abstract:** With the widespread use of wearable sensors, the technology of sensing humans has become familiar. The use of objective data measured from sensors and human bio-signals such as electrocardiogram (ECG), pulse wave, electromyogram (EMG), enables us to detect changes in the human condition and to determine the degree of transformation, thereby enabling early screening of diseases. For this purpose, it is essential to have some index to interpret the state of the body. Therefore, a database is essential for constructing better indicators, which can contribute to the realization of personalized medicine. And it is necessary to recognize the importance of human information protection and to handle personal information carefully in order to construct a secure biomedical database. In this paper, we focus on the index for screening sleep apnea syndrome (SAS) from bio-signals, and discuss the necessity of constructing a bio-signal database.

**Keywords:** bio-signal processing, bio-signal database, screening, information security, personal information protection

### 1. はじめに

IoT の進展によって身近なウェアラブルデバイスによる体調管理が可能となった。近年、リストバンドタイプや腕時計タイプのウェアラブルセンサを用いて、人間の皮膚温や心拍数、脈波などが容易に測定することができるようになった。また、生体状態の評価の基準となる生体指標を用いることで、体調管理や熱中症予防、疾患の早期スクリーニングが可能となっている。ウェアラブル分野の発展に伴って、加速度センサ、圧力センサ、電流センサ、磁気センサ、温度センサなど多くのセンシング技術が開発されつつあるが、センサから計測された客観的なデータを用いた生体指標に関する研究は数多く存在しない。しかし生体内の生物学的変化を定量的に把握するためには生体指標が必要である。そして、よりよい指標を用いることで生体状態を適確に解釈することができる。したがって、データベースや院内データ、オープンデータなどを解析して指標を構築していくことが望ましい。

センサを用いて日常活動下における生体情報をモニタリングし、心電図や呼吸、皮膚温などをリアルタイムに測定・記録し、生体指標を用いて生体状態を解釈することは、個体の容体を把握できるだけでなく、将来の個別化医療にも重要である。測定値の正常/異常の判断には常に指標が用いられており、センシングは生体状態を把握する手法のひとつにすぎないものの、日常活動下における連続的な評価を行なっている点で、気候変動や光環境など生物多様性を反映する。日常活動下から得られるデータを活用して、状態やリスクを評価するためには、研究者がアクセスすることができるデータベースが須要である。しかし、心電図や脈波などの一部の生体信号は認証システムとして利用されており[1]、個人を特定しうる可能性が示唆されていることから、データベースの構築や管理、運営については慎重に議論する必要がある。

現在、生体情報を用いた個人認証システムは、指紋や静脈、音声など、身体の一部やそれに準ずる要素を用いて本人を特定する仕組みであり、バイオメトリクス認証と呼ば

<sup>1,2</sup> 東北大学データ駆動科学・AI 教育研究センター  
Center for Data-driven Science and Artificial Intelligence Tohoku University

れている。バイオメトリクス認証は、個人を特定できる身体的または行動的な特徴を予め登録することで、認証時に照合して判断を行う。スマートフォンの普及と共に、指紋認証や顔認証といった生体認証技術は一般化してきた。近年はパスワード認証の代わりとなる認証方式として、ワンタイムパスワードや SMS 認証と同様に用いられている。画像データとして特徴を分析・登録する主流な指紋、顔画像、静脈認証は偽造が比較的容易であることが指摘されており[2,3],より高度な認証方法が求められている。そして、心電認証など他の認証技術との組み合わせによってセキュリティの強化を図るハイブリッド型手法が試されつつある。心電認証技術は、「心電波形は個々で異なること」を前提としており、指紋や顔画像と同様に予め個体を登録することで識別を試みるものである。したがって、登録のない個人の心電波形のみから個人を特定しうるかについては明らかになっていない。

心電図や脈波などの生体信号は、指紋認証と異なり加齢とともに変化する。年齢群における計測値の平均比較を行った論文は複数あり、一個体の長期間追跡に関しても研究が進んでいる。約 10 年間の同一個体の心電図比較研究から、加齢の影響で心電波形が変化することは、既に明らかになっている[4]。また、疾患によっても心電図波形は変化する。例えば、狭心症による心筋虚血の主な心電図変化は心電図 S-T 間隔の変化である。このように、連続時系列データを用いた個人認証は画像認証と比較して容易ではない。加えて、心電波形や脈波波形が顔画像や音声と同様に特定の個人を識別することができるか否かに関する研究は少ない。予め登録する生体認証の利用可能性としては、顔画像と心電図のハイブリッド認証に関するもの[5]や、機械学習や周波数解析を用いる先行研究が存在している[6-15]。

そこで本稿では、生体指標構築のためのセキュアな生体信号データベースの構築を目指して、生体信号データから疾患をスクリーニングする手法について、眠時無呼吸症候群のスクリーニングを中心に考察したい。

## 2. 睡眠時無呼吸症候群

### (1) 概要および症状

睡眠時無呼吸症候群 (Sleep apnea syndrome, SAS) は、睡眠中に無呼吸を繰り返すことで様々な合併症を起こす疾患である[17]。睡眠中、呼吸が 10 秒以上止まる疾患であり、1 時間あたり 5 回以上の無呼吸もしくは呼吸が弱くなる低呼吸が発生している場合、睡眠時無呼吸症候群と診断される。いびきを伴うことが多く、脳や神経などの異常で呼吸をするための筋肉への指令が行き届かなくなる中枢型 (Central sleep apnea syndrome, CSAS)、肥満などにより気道の上部が塞がる閉塞型 (Obstructive Sleep Apnea Syndrome, OSAS)、中枢型と閉塞型の混合型がある。成人男性の約 3-7%、女性

の約 2-5%にみられる疾患で、男性では 40-50 歳代が半数以上を占める一方、女性では閉経後に増加する[17]。空気の通り道である上気道が狭くなるのが原因で発症し、首まわりの脂肪の沈着が多いと上気道は狭くなりやすく、肥満は SAS と深く関係する。扁桃肥大や鼻炎・鼻中隔彎曲、あごの後退も SAS の原因となり、肥満以外にも SAS となる原因はある。いびきや夜間の頻尿、日中の眠気や起床時の頭痛などの症状があり、無呼吸は血中の酸素不足を引き起こすため、睡眠時の十分な休息が不足して作業効率の低下、居眠り運転事故や労働災害など日常生活に支障をきたすこともある。

睡眠中に 10 秒以上の無呼吸といびきを繰り返すのが特徴で、呼吸が一時的にでも停止すると血中の酸素が不足することで深い睡眠がとれなくなる。夜間覚醒など慢性的な睡眠不足の状態に陥る原因となり、日中に強い眠気を感じて記憶力や集中力が低下する。気分の落ち込みはうつ状態につながることもあり、さらに症状が進むと、高血圧や不整脈、動脈硬化を促進して狭心症、心筋梗塞、脳卒中などの合併症を引き起こすリスクが増加する。したがって、診断を受けた場合には CPAP 治療 (Continuous Positive Airway Pressure, CPAP, 経鼻的持続陽圧呼吸療法) などで危険性が回避するのが一般的である。

### (2) 診断

問診などで SAS が疑われる場合、携帯型装置による簡易検査や睡眠ポリグラフ検査 (polysomnography, PSG) にて睡眠中の呼吸状態の評価が行われる。PSG にて 1 時間あたりの無呼吸と低呼吸を合わせた回数である無呼吸低呼吸指数 (Apnea Hypopnea Index, AHI) が 5 以上であり、いびき、夜間頻尿、日中の眠気や起床時の頭痛などの症状を伴う際に SAS と診断される。その重症度は AHI5-15 を軽症、15-30 を中等症、30 以上が重症と分類される。睡眠中の呼吸やいびきの状態を把握する目的で、自宅にて簡易検査も可能となっている。具体的には、就寝前に簡易的な装置を手や体幹などに装着して体内の酸素飽和度や胸腔の動きや鼻呼吸の状態などを確認していく。簡易検査の結果から睡眠時無呼吸症候群が疑われる場合には、病院に泊りして呼吸やいびきの状態、脳波の変化や眼球の動き、鼻や口の気流測定、心電図検査などを行う睡眠ポリグラフ検査を行う方向で精査される。

PSG 検査は、主に睡眠時における脳波、呼吸、眼球運動 (レム睡眠 / ノンレム睡眠)、心電図、酸素飽和度、胸壁運動、腹壁運動などの筋電図を記録する。一泊二日で夜間の睡眠を測定し、入眠潜時、睡眠の深さと質、睡眠中断を引き起こす睡眠時無呼吸症状、むずむず脚症状、不随意運動などの有無などを測定する。反復睡眠潜時検査 (multiple sleep latency test, MSLT) は、通常、PSG 検査の翌日に 2 時間程度の間隔で複数回繰り返して行われ、入眠潜時の長短、

睡眠開始時レム睡眠期 (Sleep-onset REM period, SOREMP) の出現有無, 夢見の有無 (被験者申告による主観評価) を記録する.

### (3) 治療

肥満が睡眠時無呼吸症候群の原因となることが多いため, AHI が 20 以上で日中の眠気などを認める SAS では, 生活習慣の改善が基本となっている. 睡眠時の対処療法としては CPAP 療法があり, 鼻マスクを装着してマスクにつながった機械から空気を送り込むことで呼吸を改善させる. マスクを介して持続的に空気を送ることで, 狭くなっている気道を広げる治療法である. 短期的使用鼻咽頭エアウェイ (鼻腔挿入デバイス) により気道を確保し, 上気道の狭窄や閉塞を防ぐものもある (軽症の場合). 加えて, 専用マウスピースによる顎の位置調節により呼吸を改善させるマウスピース治療や, 根治療法として外科的手術がある. 近年, OSAS に対する CPAP の長期使用率が不良であることが散見され, 再手術は見直されるようになったとする報告もある[18].

睡眠中に舌根 (舌の付け根) が喉に落ち込むことで上気道を閉塞する閉塞性睡眠時無呼吸 (OSA) の治療は, 口腔内装置や CPAP 装置を用いた治療が中心であるのに対し, 脳や脳幹部の異常や心臓病や腎臓病などで見られる特殊な睡眠呼吸障害である中枢性睡眠時無呼吸 (CSA) の治療には, CPAP による軽減に加えて人工呼吸器に近い adaptive servo ventilation (ASV) が用いられている. ASV は, 慢性心不全に合併する特徴的な周期性異常呼吸パターン Cheyne-Stokes 呼吸 (CSR) を特異的に治療する非侵襲的陽圧換気療法として開発されたものであるが, SAS を抑制し, 心機能障害を改善することが報告されている[19]. また, ASV は重要な心不全治療のひとつのオプションとして循環器領域で世界的に普及しており, 慢性心不全睡眠呼吸障害以外の病態やさまざまな状況下でも使用されるようになってきた. CSA は基礎疾患のない場合でも見られることがあり, この原因は明らかになっていない. 基礎疾患の状態の変化で改善することもあり, OSA と同様に基礎疾患の状態やその他の合併疾患などの状況で治療の必要性や選択肢が決まる.

## 3. SAS のスクリーニング手法

### (1) スクリーニング手法

浅い眠りや就寝中の酸素不足は, 疲労からの回復を大きく妨げることで日中の眠気や集中力の低下につながることは前述のとおりである. 日中の疲れや集中力の低下などは, 睡眠時無呼吸症候群と診断されずうつ病や自律神経失調症と診断される場合もある. そこで, 医療機関で睡眠時無呼吸症候群 (SAS) を調べる際には, Epworth sleepiness

scale (ESS) と呼ばれる問診で生活習慣や症状について聞き取りを行い, 睡眠の状態について調査表から算出して 24 点満点のうち, 11 点を超えると眠気は強いと判断されている [20]. ESS は 8 つの状況での眠気を, 0-3 の 4 段階で評価する.

1. 座って読書しているとき
2. テレビを見ているとき
3. 公の場で座って何もしないとき (観劇や会議など)
4. 1 時間続けて車に乗せてもらっているとき
5. 状況が許す場合で, 午後に横になって休息するとき
6. 座って人と話しているとき
7. アルコールを飲まずに昼食をとった後, 静かに座っているとき
8. 車を運転中, 交通渋滞で 2~3 分停止しているとき

5 点未満は日中の眠気少ない, 5-10 点は日中の軽度の眠気あり, 11 点以上は日中の強い眠気ありと評価される. また, 睡眠呼吸障害 (Sleep disordered breathing, SDB) のスクリーニング質問紙には Berlin Questionnaire が一般的に用いられており [21], 外国語尺度の日本語版の開発や標準的な翻訳および計量心理学的検討が行われ, 信頼性や妥当性が吟味されている. 診断までの流れを図 1 に示す.

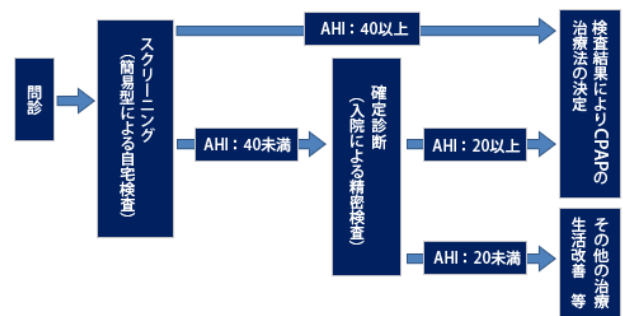


図 1 睡眠時無呼吸症候群 診断までの流れ

スクリーニングとしては, 外来を受診した場合, ESS 眠気テストなどを用いた簡単な問診が行われ, 睡眠障害に関する生活習慣病等の診察が行われる. さらに睡眠呼吸障害の検査の必要性を認めた場合に, 簡易型検査装置 (簡易 PSG) によるスクリーニング検査が行われる. 簡易 PSG の多くは鼻口気流, 気管音, SpO2 を記録し, 呼吸運動や体動, 心電図など測定できる項目が多い装置も存在する. 簡易 PSG で SAS である可能性が高いと判断された場合には, 終夜睡眠ポリグラフ (PSG) を行って, 睡眠中の低酸素状態や脳波による覚醒状態, 鼻口気流の途絶・再開, 胸腹部の呼吸運動などから SAS の状態が詳しく判定される.

SASnet (<https://www.kaimin-life.jp/checkup.html>) より引用

このように, 現状のスクリーニング検査は単に行える主観的評価が主であり, 評価者の価値観や経験, 心理状態によ

って評価にばらつきが生じるため、  
評価結果が妥当性や信頼性に乏しいとする指摘もある。個人の意見や主観が入っている可能性をできる限り排除して定量化の信頼性を向上させる必要がある、

無呼吸状態のようなヒトの生理的状態の変化については、ウェアラブルセンサなど客観的方法との併用が期待されている。

医療用センサを用いた検出については、Surrelら(2018)がすでにスクリーニングの可能性を示唆しており[22]、ウェアラブルセンサとディープラーニングの組み合わせによる呼吸パターンの分類と検出[23]や、加速度計との組み合わせ[24]、光電式容積脈波(PPG)の周波数抽出を用いるもの[25]など、生体データを用いた客観的なスクリーニング手法について研究が進んでいる。また、Yudaら(2020)は、日常活動下に利用される腕時計型ウェアラブルデバイスを用いての睡眠時無呼吸症候群の定量的な検出に成功し[26]、日常生活の中で計測された生体情報を用いて疾患をスクリーニングする可能性への道を開き、健康管理に資する指標を構築している。Yudaらは、睡眠時無呼吸症候群の診断のためにPSGを受けた41人の患者を対象に、光電脈波(PPG)をウェアラブルデバイスと同時に記録した。脈拍間隔データをECG用に開発されたACAT(auto-correlated wave detection with adaptive threshold)自動アルゴリズムを用いて解析し、SASのエピソードに伴う特徴的な心拍パターンであるCVHR(cyclic variation of heart rate)を検出した。

ウェアラブル端末を介した日常生活データは、ヘルスケア関連のサービスへ資する技術として注目されてきたが、実際の利活用には「指標」が必要であり、よりよい指標の構築に向けてデータ駆動型アプローチが望まれるなかで、以下に述べるPhysionetのようなオープンデータベースの果たす役割は大きい。

## (2) PhysioNet データベース

PhysioNetはResearch Resource for Complex Physiologic Signals(複雑系生理信号研究資源)の名称で、1999年にNational Institutes of Health(NIH)の後援のもとに設立され、基礎およびトランスレーショナルな観点から、生理学的信号の解析に関する革新的な研究に積極的に取り組んでいる。PhysioNetリソースは、大規模な生理学的・臨床的データのコレクションや関連するオープンソース・ソフトウェアへの無料アクセスを提供することで、生物医学的な研究や教育を実施し、促進することを目的としたデータベースである。毎年開催されるComputing in Cardiologyカンファレンスと協力し、臨床および基礎科学における未解決問題に焦点を当てた研究を行うチャレンジも開催する。プラットフォームは、MIT Laboratory for Computational Physiologyのメンバーによって運営されている。

PhysioNetは、生体信号、時系列データおよび関連するデ

ータのデジタル記録のアーカイブ(PhysioBank)であり、主に生物医学研究のコミュニティで利用されている。健康な被験者のほか、心臓突然死、うっ血性心不全、てんかん、歩行障害、睡眠時無呼吸症候群(SAS)、加齢など、公衆衛生上重要な意味を持つさまざまな症状を持つ患者の生体信号が含まれている。その他クリティカルケアに関連する臨床データや画像データも含まれる。しかし、ウェアラブルセンサで得られる脈波についてのデータは少数である。安静時および鎮静時の健康被験者から収集した皮膚電気活動振幅(覚醒時・安静の健康被験者とプロポフォルによって鎮静下の11名の健康被験者から収集した皮膚電気活動のパルス時間と振幅のデータベース)、静止状態/運動状態における映像脈(15名の健康被験者)があるのみであり、日常活動下の生体データから指標を算出するための十分なデータはない。

## 4. 生体信号の解析とプライバシー

生体指標の構築には、より多くのデータから計算することが望ましい。また、日常活動下のデータを利活用するためのデータベースは、データが検索しやすい形式で保管され、ユーザが目的のデータにすぐにアクセスできる工夫が施されたうえで保管されるなど、解析のしやすさも課題となる。人的ミスや災害、ハードウェア障害(物理的損傷、経年劣化など)、ソフトウェア障害(バグ、他ソフトとの連携不具合など)、犯罪(ウイルス、ハッキングなど)にリスクに備えたデータのバックアップが必須であり、効率のよい管理が欠かせない。問題発生時の原因を特定するためのログの監視によって外部からの攻撃、内部からの不正操作、システム障害の原因などを調査することも可能となる。

しかし、データベースの適切な運用のためには、生体信号の解析とプライバシーに関する諸問題を解決する必要がある。例えば心臓の筋肉から発生する微弱な電気信号を拾い上げ、波形として記録した心電図は、収縮するリズムの乱れや心筋の虚血の有無によって、不整脈・虚血性心疾患・狭心症・心筋梗塞・心肥大・心筋症・心不全・心房細動などの疾患が明らかになる。しかし、年齢や性別といった付随情報を有さない心電図波形により特定の個人を識別することができるかについては、明らかになっていない。個人情報保護法では、個人情報を(1)生存する個人に関する情報(2)特定の個人を識別できるものと定義している[28]。氏名・生年月日などが紐づいた情報や顔写真が個人情報に該当するとしており、また、他の情報と容易に照合することで特定の個人を識別することができる情報も個人情報に該当するとしている。心電図信号には個人差があり、現に個人識別のためのバイオメトリクスツールとして利用されているものの、心臓は非常に複雑な生体システムであり、心臓の電氣的活動を説明するモデルは存在しない。これま

での研究では、カオス理論の研究者らにより相関次元、リアプノフ指数、近似エントロピーなどの特徴を用いて、心拍メカニズムのダイナミクスが説明されてきたが、それらは十分ではない。Chenら(2012)は、カオス関数を用いた心電図信号による個人情報の暗号化手法について提案している。リアプノフ指数のスペクトルを利用して人間のECGの特徴を抽出し、それを秘密鍵として画像やテキストメッセージを暗号化して安全なデータ伝送を行う手法である。Chenらが提案する手法では、心電図信号の個人的な特徴とカオス関数に基づいたカオス暗号システムを使用して情報を暗号化する。しかし、事前に心電情報を登録した場合には、技術的なプライバシー保護として有用な手法のひとつであるに過ぎない。

## 5. おわりに

日常活動下から得られるデータの利活用には生体状態を解釈するための指標が必要であり、その生体指標の研究にはデータベースが欠かせない。しかし、研究利用が可能なデータベースの構築には個人識別性の検証など研究の積み重ねが必要である。本稿では、生体信号データベースを用いた疾患のスクリーニング指標について、眠時無呼吸症候群を中心として、実際にどのように活用されているのかについて概観したうえで、生体信号の個人識別性やプライバシーなど、データベースの構築の課題について検討を行った。既存の問題を技術的に解決して、PhysioNetデータベースのようにオープンな日常活動下のモニタリングデータベースを研究に活用することが望ましい。本稿で取り上げたSASは、居眠り運転の防止にも寄与する。実際に、2003年にはSASの山陽新幹線運転手が居眠り運転の事故を起こした事例から、SASの間診や調査を徹底されるようになった。しかし、日中の眠気などを確認するチェックシートや、いびきや呼吸に関する質問票の配布によるSASスクリーニングは当性或信頼性に乏しく、簡易ウェアラブルセンサからのSASスクリーニングが期待される。技術の進歩とともに社会の安全が進化するためには、バイオセンシング(生体計測技術)の研究のみならず、データベースを用いた指標研究の進展が欠かせない。人の健康状態の予測・推定には、血圧や心拍数、呼吸、血糖値などさまざまな生体信号をモニタリングのみでは不十分であり、データ解析から指標を得てはじめて疾患の早期発見や予防に役立つといえる。

**謝辞** 本研究は2021年度東北大学-NICT マッチング研究支援事業および東北大学男女共同参画推進センター(TUMUG)支援事業の助成金により研究が遂行されたものです。この場を借りて深く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1] シンプレクス量子AIを用いた認証アルゴリズムを搭載した「心電認証システム」. <https://iot-robot.jp/service/simplex-quantum/>
- [2] Muhammad Rehman Zafar, Munam Ali Shah, Fingerprint authentication and security risks in smart devices. ICAC, 548-553,2016
- [3] an Spooren, Davy Preuveneers, Wouter Joosen, Mobile device fingerprinting considered harmful for risk-based authentication. EUROSEC, 6:1-6, 2015
- [4] 井口欽之丞ほか, 加齢に伴う心電図変化. 心臓 2:10, 1014-1027,1970  
[https://www.jstage.jst.go.jp/article/shinzo1969/2/10/2\\_1014/\\_pdf](https://www.jstage.jst.go.jp/article/shinzo1969/2/10/2_1014/_pdf)
- [5] Steven A. Israel, W. Todd Scruggs, William J. Worek, John M. Irvine. Fusing Face and ECG for Personal Identification. AIPR:226-231,2003
- [6] Hoon Ko, Sung Bum Pan, Libor Mesíček. Personal identification study for touchable devices with ECG. Concurr. Comput. Pract. Exp. 32(8),2020
- [7] BeomHun Kim, Jae-Young Pyun. ECG Identification For Personal Authentication Using LSTM-Based Deep Recurrent Neural Networks. Sensors 20(11): 3069,2020
- [8] Hoon Ko, Marek R. Ogiela, Lidia Ogiela, Libor Mesíček, Myoungwon Lee, Junho Choi, Pankoo Kim. ECG-Based Advanced Personal Identification Study With Adjusted (Qi \* Si). IEEE Access 7: 40078-40084, 2019
- [9] Jae-Neung Lee, Keun-Chang Kwak. Personal Identification Using a Robust Eigen ECG Network Based on Time-Frequency Representations of ECG Signals. IEEE Access 7: 48392-48404, 2019
- [10] Irena Jekova, Vessela Tz. Krasteva, Ramun Schmid. Human Identification by Cross-Correlation and Pattern Matching of Personalized Heartbeat: Influence of ECG Leads and Reference Database Size. Sensors 18(2): 372, 2018
- [11] Jae-Neung Lee, Yeong-Hyeon Byeon, Sung Bum Pan, Keun-Chang Kwak. An EigenECG Network Approach Based on PCANet for Personal Identification from ECG Signal. Sensors 18(11): 4024, 2018
- [12] Jianbo Xu, Tianhui Li, Ying Chen, Wenxi Chen. Personal Identification by Convolutional Neural Network with ECG Signal. ICTC: 559-563, 2016
- [13] Gyu Ho Choi, Hae-Min Moon, Sung Bum Pan. Personal Identification Using Time and Frequency Domain Features of ECG Lead-I. MobiSec: 42-53, 2013
- [14] Emna Rabhi, Zied Lachiri. Biometric Personal Identification System using the ECG Signal. CinC: 507-510,2010
- [15] David Pereira Coutinho, Ana L. N. Fred, Mário A. T. Figueiredo. One-Lead ECG-based Personal Identification Using Ziv-Merhav Cross Parsing. ICPR: 3858-3861, 2010
- [16] Chee-Ming Ting, Sheikh Hussain Salleh, ECG based personal identification using extended Kalman filter. ISSPA: 774-777, 2010
- [17] 日本呼吸器学会  
[https://www.jrs.or.jp/modules/citizen/index.php?content\\_id=42](https://www.jrs.or.jp/modules/citizen/index.php?content_id=42)
- [18] 中山明峰ほか, 成人 OSAS 術後結果としての AHI が示す意義. 口咽科, 30(2):269-274, 2017
- [19] 葛西隆敏ほか, Adaptive servo ventilation . 日呼吸誌 3(6), 758-763, 2014
- [20] SASnet, <https://www.kaimin-life.jp/ess.html>
- [21] 小島重子ほか, 睡眠呼吸障害スクリーニング質問紙日本語版の信頼性と妥当性. 本呼吸ケア・リハビリテーション学会誌, 17 :3, 251-256, 2007
- [22] Grégoire Surrel, Amir Aminifar, Francisco J. Rincón, Srinivasan Murali, David Atienza, Online Obstructive Sleep Apnea Detection on Medical Wearable Sensors. IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst. 12(4): 762-773, 2018

- [23] McClure K, Erdreich B, Bates JHT, McGinnis RS, Masquelin A, Wshah S. Classification and Detection of Breathing Patterns with Wearable Sensors and Deep Learning. *Sensors (Basel)*. 13;20(22):6481, 2020
- [24] Manoni A, Loreti F, Radicioni V, Pellegrino D, Della Torre L, Gumiero A, Halicki D, Palange P, Irrera F. A New Wearable System for Home Sleep Apnea Testing, Screening, and Classification. *Sensors (Basel)*. 8;20(24):7014, 2020
- [25] Ye G, Yin H, Chen T, Chen H, Cui L, Zhang X. FENet: A Frequency Extraction Network for Obstructive Sleep Apnea Detection. *IEEE J Biomed Health Inform*. 25(8):2848-2856, 2021
- [26] Hayano J, Yamamoto H, Nonaka I, Komazawa M, Itao K, Ueda N, Tanaka H, Yuda E. Quantitative detection of sleep apnea with wearable watch device. *PLoS One*. 9;15(11):e0237279, 2020
- [27] PhysioNet is a repository of freely-available medical research data, managed by the MIT Laboratory for Computational Physiology. Supported by the National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering (NIBIB) <https://physionet.org/>
- [28] 個人情報保護委員会  
[https://www.ppc.go.jp/files/pdf/28\\_setsumeikai\\_siryuu.pdf](https://www.ppc.go.jp/files/pdf/28_setsumeikai_siryuu.pdf)
- [29] Ching-Kun Chen, Chun-Liang Lin, Cheng-Tang Chiang, Shyan-Lung Lin. Personalized information encryption using ECG signals with chaotic functions. *Inf. Sci*. 193: 125-140, 2012