

研究論文

# スマートフォン利用時のセンサ情報を用いた 眠気判定手法

林 芳樹<sup>1,†1,a)</sup> 小川 剛史<sup>2,b)</sup>

受付日 2021年1月15日, 採録日 2021年5月28日

**概要:** スマートフォンによるデジタルコンテンツの利用が急速に拡大していると同時に、睡眠に与える影響が懸念されている。本論文では、スマートフォンを用いてデジタルコンテンツを利用するユーザの眠気を判定する手法について述べた。具体的には、スマートフォンを把持しているときや、スマートフォンのスクリーンをタップしたときのセンサ情報をもとに機械学習モデルを構築し、ユーザが眠気を感じているかどうかを判定する。被験者実験により、提案した眠気判定手法が有効な場面があることが示された。

**キーワード:** 眠気判定, スマートフォン, 機械学習, KSS, PERCLOS

## Drowsiness Detection Method by Sensor Information of Smartphone Use

YOSHIKI HAYASHI<sup>1,†1,a)</sup> TAKEFUMI OGAWA<sup>2,b)</sup>

Received: January 15, 2021, Accepted: May 28, 2021

**Abstract:** The use of digital content on smartphones is rapidly expanding, however there is concern about its impact on sleep. In this paper, we describe a method for judging the drowsiness of users who use digital contents with their smartphones. Using sensed data when the user is holding the smartphone or tapping on the screen of it, we have built a machine learning model to determine whether the user is feeling sleepy or not. The experimental results showed that the proposed method is effective in some situations.

**Keywords:** drowsiness detection, smartphone, machine learning, KSS, PERCLOS

### 1. はじめに

スマートフォンの普及によって時間や場所を問わず、動画や音楽、電子書籍、学習コンテンツといった様々なデジタルコンテンツが利用できるようになり、デジタルコンテンツの市場が急速に拡大している。一方、OECD (Gender Data Portal 2019) の調査でも日本人の睡眠時間は諸外国

と比較して短く、慢性的な睡眠不足が問題となっており、その原因の1つとしてスマートフォンの利用があげられている。夜遅くまでスマートフォンを使用することで生活が夜型になるだけでなく、寝付きが悪くなって、睡眠の質も低下する。そこで、たとえば動画を視聴中の利用者が眠たくなっていると判断できれば、スマートフォンの使用を止めて寝るように促すことで、睡眠時間の確保に寄与したり、学習アプリを利用しているときであれば、無理に学習を継続するのではなく就寝や休憩を促すことで、結果的に学習効率を向上させるといった効果が期待でき、睡眠不足による生産性の減少 [1] や健康への悪影響 [2] を低減できると考えられる。

眠気検出に関する多くの従来研究では、オフィスでの生産性向上や自動車の居眠り運転防止などを主な目的として、室内や車内に設置したカメラで撮影した顔映像や顔に

<sup>1</sup> 東京大学大学院学際情報学府  
Graduate School of Interdisciplinary Information Studies,  
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113-0033, Japan

<sup>2</sup> 東京大学情報基盤センター  
Information Technology Center, The University of Tokyo,  
Kashiwa, Chiba 277-0882, Japan

<sup>†1</sup> 現在, 株式会社 NTT ドコモ  
Presently with NTT DOCOMO, INC.

a) y.hayashi@ogawa-lab.org

b) ogawa@nc.u-tokyo.ac.jp

貼ったセンサのデータなどから眠気を推定する方式が検討されてきた。しかし、スマートフォンを使用している際の眠気を推定するために、生活空間であるリビングや寝室にカメラを設置することは現実的ではないと考えられることや、スマートフォンのカメラを利用する場合でもつねに撮影範囲に顔が位置する必要があるため、従来の方式の適用は困難であると考えられる。

そこで本研究では、デジタルコンテンツをスマートフォンで利用している際の眠気を推定するため、スマートフォン内蔵のセンサ情報をのみを用いた手法 [3], [4] を提案する。具体的には、ジェスチャ認識やコンテキスト推定などの研究 [5], [6], [7], [8] で多く用いられているセンサデータに、眠気がある状態での端末操作の影響が現れると考え、加速度センサ、ジャイロセンサ、タッチスクリーンから得られるデータを用いて、機械学習により眠気の判定モデルを構築する。また、構築した判定モデルの有効性について実験的に検証する。

## 2. 関連研究

### 2.1 運転手の眠気推定

居眠り運転による自動車事故の防止を目的として、運転手の眠気推定に関する研究がさかに行われてきた [9], [10]。具体的には、ステアリングなど車の操作や座席での姿勢から推定する手法が提案されているが、運転時以外の他の場面への適用は困難である。一方で、生体情報から推定する手法も提案されており、特に単位時間あたりの閉眼時間の割合である PERCLOS [11] が多くのシステムで利用されている。眼球運動や脳活動を、眼電図 (EOG) や脳電図 (EEG) から推定し、より正確な眠気判定の実現を目指した研究 [12], [13] もある。しかし、これらの眠気推定手法は、瞼の動きを抽出するためにカメラで顔映像を撮影したり、頭部にセンサを貼り付けたりしなければならず、利用者のプライバシーが問題となったり、簡易なシステムとして構築できないといった問題がある。

現状、簡易なシステムでプライバシーに対応できる方法としてはスマートウォッチのジャイロセンサや加速度センサの情報を用いる Boon-Len らの方法 [14] があるが、ハンドルを握っていることを前提としており、運転時以外の他の場面への適用は困難である。また脈拍を元に眠気を推定する方法も考えられるが、脈拍は多くの個人差を含むため、個人ごとにデータセットを構築する必要があるという問題が残っている [15]。

### 2.2 スマートフォンを用いたコンテキスト推定

スマートフォンのタップデータを用いて、ユーザのコンテキストを推定する研究がある。Lv らはキーボードタップ時の圧力からユーザの感情を 6 通りに分類している [5]。Gao らはスマートフォンでゲームをしているときのタップ

ジェスチャから 4 つの感情を分類することを試みており、77% の精度で分類することに成功している [6]。

近年ではスマートフォンのタップ情報からユーザの健康に関する情報を推定する研究も行われている。Tian らはスマートフォンのスワイプ、タップ、ドラッグ、タイピングなど様々な操作の変化よりパーキンソン病の早期発見を可能とした [7]。Mariakakis らはスマートフォンのタイピング、スワイプなどからユーザの酩酊状態を推定する手法を提案している [8]。

## 3. 眠気判定手法

本研究では、スマートフォン利用者の把持情報やタップ操作から、眠気を判定する手法の実現を目指している。

### 3.1 眠気の定義

眠気状態の評価指標として従来研究では、被験者の回答に基づく主観的な評価指標と、外部からの観察結果に基づく客観的な評価指標が用いられてきた。

主観的な眠気指標には、カロリンスカ眠気尺度 (Karolinska Sleepiness Scale : KSS) [16] がある。KSS は表 1 に示すように眠気を 9 段階で分類しており、アンケートなどを用いて被験者に眠気の程度を回答させるのが一般的である。

客観的な眠気指標には PERCLOS (Percent of Eyelid Closure) がある。PERCLOS は単位時間あたりの閉眼時間の割合を示しており、覚醒度の低下にともなって値が増加する。眠たいときにはまぶたの動きが遅くなり、結果として単位時間あたりの閉眼時間が増加することが報告されており [17]、眠気度合いの指標として適している。

本論文では、初期検討として眠気の程度を推定するのではなく、眠気の有無を判定することとし、上記の主観的指標と客観的指標の双方で眠気があると判断される場合を「眠気あり」、眠気がないと判断させる場合を「眠気なし」と定義する。

### 3.2 特徴量抽出

スマートフォンを把持しているときやスマートフォンの画面をタップしたときの眠気判定に有効な特徴量を収集するために、図 1 に示す 3 つのカテゴリのデータをスマートフォン内蔵センサから取得する。第 1 カテゴリは IMU (Inertial Measurement Unit : 慣性計測装置) で取得される端末の動きや姿勢に関するデータで、加速度センサとジャイロセンサのセンサ値である。IMU のサンプリングレートは 100 Hz である。第 2 カテゴリはタップ動作に基づく時間に関するデータで、画面に対する指の接触時間およびタップ指示が出てから画面に指が触れるまでのユーザの反応時間である。第 3 カテゴリはタップ動作に関するデータで、タップ時の指先と画面との接触面積とタップ開始から終了までに指がスライドした距離である。

表 1 KSS における眠気分類  
Table 1 Drowsiness classification by KSS.

Rate	Verbal Descriptions
1	Extremely alert
2	Very alert
3	Alert
4	Rather Alert
5	Neither alert nor sleepy
6	Some signs of sleepiness
7	Sleepy, but no effort to keep awake
8	Sleepy, but some effort to keep awake
9	Very sleepy, great effort to keep awake

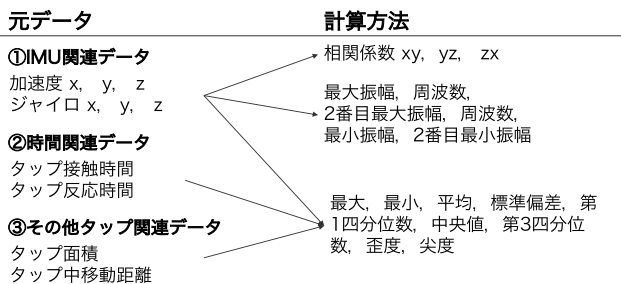


図 1 センサデータと特徴量  
Fig. 1 Sensed data and features.

これらのデータから、基本的な統計的特徴量として、最大値、最小値、平均値、標準偏差を算出する。また、IMUから取得したデータについては周波数成分に関する特徴量も抽出する。元データと、HPF（もしくはLPF）を適用した高（低）周波領域のデータに対して、把持データに対してはウィンドウサイズ3秒、タップデータに対してはウィンドウサイズを1秒として、窓関数をハミング窓としたFFT（Fast Fourier Transformation）を適用し、それぞれ最大振幅とその周波数、2番目に大きい振幅とその周波数、最小振幅および2番目に小さい振幅の値を算出する。以上の統計的特徴量は、スマートフォンを用いたジェスチャ認識やコンテキスト推定などの既存研究でもよく用いられており、眠気のある状態で行った操作の特徴もこれらの特徴量に現れると考え採用した。

### 3.3 眠気判定システム

図 2 に実装した眠気判定システムの概要を示す。提案システムは、大きく分けて3つの部分から構成されている。ユーザの眠気度合いおよびタップデータの収集を行うスマートフォンアプリケーション、そのデータやユーザ情報を管理するためのクラウドシステム、そして特徴量抽出と機械学習を行うPCである。スマートフォンにはApple社のiOS端末、クラウドシステムにはGoogle社のFirebase、分析用のPCにはApple社のMacBook Pro（CPU：Intel Core i5, RAM：16GB）を用いた。

データ収集アプリケーションは、まず眠気状態の評価指標

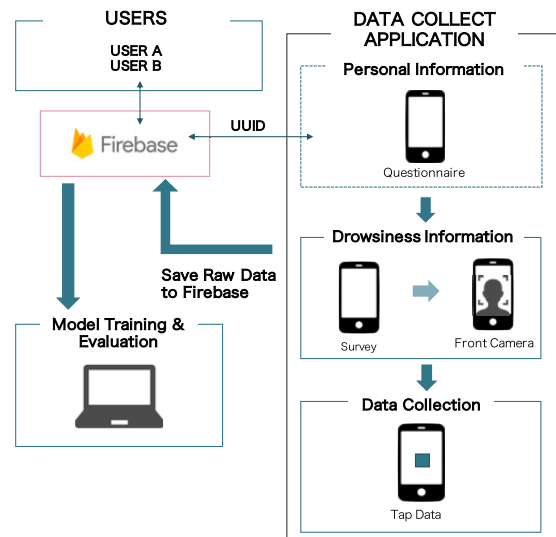


図 2 システム概要  
Fig. 2 System overview.

を収集する。KSSで定義されている9段階の分類に関する説明文を提示し、利用者に主観的な眠気の状態を選択させる。次にスマートフォンのフロントカメラで30秒間の顔映像を撮影して、各フレームにおける両目の閉眼度合いからPERCLOSを計算する。具体的には、ML Kitの顔検出APIを用いてフレーム内の顔を検出し、左右の目の開眼確率を取得する。各開眼確率が20%未満つまり80%以上の閉眼確率となったフレームを閉眼フレームとし、顔が検出された全フレーム数に対する閉眼フレーム数の割合をPERCLOSとしている。なお、プライバシー保護の観点から、PERCLOS算出のために用いた顔画像はスマートフォン上での計算を終えた後にすべて破棄している。

スマートフォンのセンサデータは、図 3 に示す5つの状況を想定して収集した。スマートフォンを横向きに両手で把持している状況（横持ち把持）およびスクリーンをタップしたとき（横持ちタップ）、スマートフォンを机に置いてタップしたとき（平置きタップ）、スマートフォンを縦向きに片手で把持している状況（縦持ち把持）およびスクリーンをタップしたとき（縦持ちタップ）の計5種類である。

## 4. 評価実験

スマートフォンの把持姿勢やタップ操作から得られる情報のみで眠気を判定することが可能であるかを確認するため、被験者実験によるデータ収集と収集したデータを用いたユーザモデル構築、判定精度の検証を行った。

### 4.1 データ収集

iOSアプリケーションとして実装したデータ収集アプリケーションを用いて、スマートフォン操作時のデータを収集した。被験者には、椅子に座った状態で、普段使用する手でスマートフォンを持ち、タップ条件の際には把持した

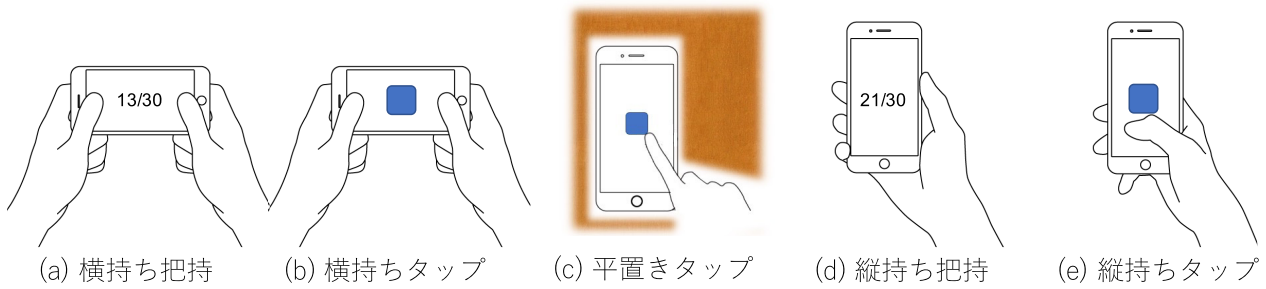


図 3 スマートフォンの操作パターン  
Fig. 3 Operation patterns of smartphone.

手の親指で行われた。また、テーブルの上にスマートフォンを置いてタップする条件（平置きタップ）では、ふだん使用する指でタップするように指示した。被験者は、成人 17 名（男性 13 名、女性 4 名）、平均年齢 31.4 歳、利き手は全員右手であった。実験には被験者が普段使用しているスマートフォンを利用した。機種は iPhone11 が 5 名、iPhone8 および iPhoneSE が 3 名、iPhoneXS および iPhone7 が 2 名、iPhoneXSMax および iPhone8 Plus が 1 名であった。データ収集期間は 4 カ月であった。

以下に、データ収集の流れを示す。被験者はデータ収集アプリケーションの指示にしたがって操作すればよく、システムを 1 回起動してから終了するまでの時間はおよそ 3 分である。

- (1) KSS アンケートへの回答
- (2) PERCLOS の算出
- (3) 横持ち把持 (30 秒)
- (4) 横持ちタップ (10 回タップ (タップ間隔はランダム))
- (5) 平置きタップ (10 回タップ (タップ間隔はランダム))
- (6) 縦持ち把持 (30 秒)
- (7) 縦持ちタップ (10 回タップ (タップ間隔はランダム))

これらの一連の手続きを 1 セットとし、データ収集期間中に 50 セット実施するように指示した。アプリケーションの実行については、基本的に被験者の都合のよい時間に自由に実施してよいこととし、眠気を感じやすいと考えられる「早朝 (起床後)」、「昼食後」、「就寝前」などにも実施するように依頼した。

データ収集の際には図 3 に示すような画面がスクリーンに表示される。タップ条件では、スマートフォンの画面中央に配置したボタンの色が変わったら、ボタンをタップするよう被験者に指示し、10 回のタップが完了すれば、タスクを終了とした。ボタンの色が変わる時間間隔はランダムにすることで、タップするタイミングを予測できないようにしている。把持姿勢におけるセンサデータの収集では、スマートフォンを指定の方法で把持し、何も操作せずに、画面に表示される経過時間を見ながら 30 秒静止するように指示した。

なお、タップ条件で収集したデータは、画面を 1 度タッ

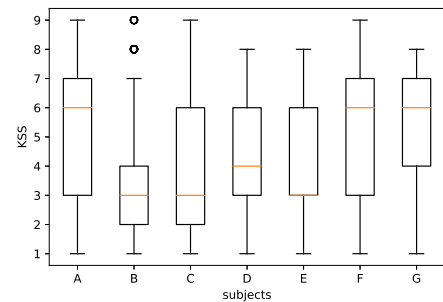


図 4 被験者ごとの KSS 分布  
Fig. 4 KSS distribution for each subject.

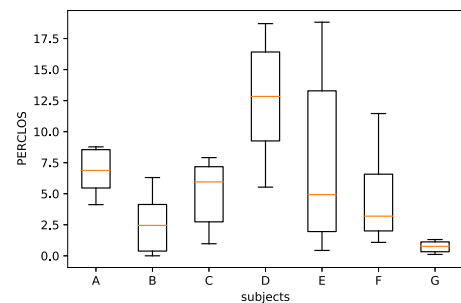


図 5 被験者ごとの PERCLOS 分布  
Fig. 5 PERCLOS distribution for each subject.

プしたデータを 1 サンプルとするために、タップしたタイミングを中心に前後 0.5 秒間のデータを切り出し、10 サンプルを生成する。把持条件で収集したデータは 30 秒間のデータを 10 分割して 3 秒間のデータを 1 サンプルとして、同じく 10 サンプルを生成する。

#### 4.2 正解ラベル生成

眠気の正解ラベルを生成するにあたり、まず被験者には、KSS に基づくアンケートに回答させ、その後、顔映像から PERCLOS を算出する。図 4 および図 5 にそれぞれ被験者ごとの KSS および PERCLOS の値を示す。KSS では、レベル 4 以下を「眠気なし」、レベル 6 以上を「眠気あり」とした。PERCLOS については、眠気のありなしを判定するための閾値を、被験者全員で統一するのではなく、被験者ごとに設けることとした。図 5 に示すように、被験者 G は他の被験者と比較して PERCLOS の値が小さい傾向



表 2 2つの眠気指標による眠気 の定義

Table 2 Definition of drowsiness by two evaluation index.

	$1 \leq KSS \leq 4$	$KSS = 5$	$6 \leq KSS \leq 9$
$PER \leq YI$	眠気なし	×	×
$PER > YI$	×	×	眠気あり

(PER : PERCLOS, YI : Youden Index)

にあるため、全被験者で統一した閾値を用いると被験者 G については多くの場合で眠気がないことになる。一方で、被験者 G の KSS の値にはばらつきがあり、眠気がある状況でのデータも存在すると考えられる。そこで KSS の値を真の眠気と仮定したときの PERCLOS の適切な閾値として、ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線の Youden Index を用いることとした。Youden Index は以下の式から求められる。

$$YoudenIndex = \max(recall + specificity - 1)$$

recall は感度もしくは再現率を表し、specificity は特異度を表す。Youden Index より小さな値を「眠気なし」、それより大きい値で「眠気あり」とした。そのうえで、表 2 に示すように KSS および PERCLOS による判定をもとに、眠気の正解ラベルを決定する。正解ラベルを決定した際の KSS と PERCLOS との間の連関係数は 0.53 であった。よって KSS と PERCLOS の間にはやや強い関係はあるものの、完全には一致しておらず、主観的に眠気を感じていても客観的にはその兆候が見受けられなかったり、主観的に眠気を感じていなくても客観的には眠気が強くなっていると考えられる状況がありうる事が分かる。

### 4.3 本実験

収集した操作データのうち、「眠気なし」ラベルと「眠気あり」ラベルが付与されたデータのみを抽出した。被験者ごとのデータ数にばらつきが生じないように、各条件あたりのデータ数の下限を 230 とし、ラベルが付与されたデータ数が下限に満たなかった被験者はこの時点で除外した。結果として、今回は 17 名の被験者のうち、10 名を除外し、以降の実験・考察においては残りの 7 名の被験者のデータを分析対象としている。

被験者 7 名から取得したデータの合計は 28,920 サンプルであり、そのうち KSS が 5 のため除外したデータが 2,410 サンプルあり、主観と客観の指標双方で眠気があると判断されたサンプルは 7,600 個あり、双方で眠気がないと判断されたサンプルは 13,270 個あり、KSS では眠気があると判断されたものの PERCLOS では眠気がないと判断されたサンプルが 3,640 個あり、KSS で眠気がないと判断されたが PERCLOS では眠気があると判断されたサンプルは 2,000 個あった。本実験では、各被験者から取得する有効なサンプル数を 230 個に制限しているため、二値分類に使用しないサンプルを除外した分析対象データは合計で 8,050

表 3 実験条件ごとの平均 AUC 値

Table 3 Mean AUC value for each experimental condition.

実験条件	平均 AUC 値
横持ちタップ	0.88
横持ち把持	0.91
平置きタップ	0.94
縦持ちタップ	0.87
縦持ち把持	0.87

表 4 眠気判定に有効と考えられる特徴量の例

Table 4 Examples of effective features for drowsiness estimation.

実験条件	特徴量	ゲイン
横持ち タップ	タップ時の画面接触時間	189.9
	x 軸ジャイロ (w/ LPF) の劣度	22.3
	タップ時の画面接触面積	18.8
横持ち 把持	y 軸加速度 (w/ HPF) の標準偏差	51.3
	y 軸加速度の最大値	45.3
	x 軸加速度の最大値	18.8
平置き タップ	タップ時の画面接触時間	156.7
	y 軸加速度 (w/ LPF) の第 3 四分位数	57.8
	y 軸加速度の最大値	36.2
縦持ち タップ	タップ時の画面接触時間	178.2
	y 軸ジャイロ (w/ HPF) の標準偏差	49.5
	y 軸加速度の最大値	45.9
縦持ち 把持	y 軸ジャイロ (w/ HPF) の第 3 四分位数	41.5
	x 軸加速度の標準偏差	37.2
	x 軸加速度の第 3 四分位数	33.3

サンプルとなり、そのうち眠気ありデータが 3,350 サンプル、眠気なしデータが 4,700 サンプルあった。

得られたデータセットを用いて、機械学習による識別モデルを構築し、その識別精度について検証した。機械学習アルゴリズムとしては k 近傍法、ランダムフォレスト、勾配ブースティング、サポートベクターマシンを検討した。比較の結果、最も精度が高い傾向にあった勾配ブースティングを用い、6-分割交差検定により識別精度を検証した。勾配ブースティング木の実装には xgboost ライブラリを使用し、6 分割交差検定の実装には Python の機械学習ライブラリ scikit-learn を使用した。

各条件に関して、全被験者の AUC (Area Under the Curve) 値の平均値を表 3 に示す。また、各被験者の学習後の機械学習モデルから眠気判定の際に重要であると判定された特徴量を抽出した。特徴量抽出の際は、その特徴量の分岐より得た目的関数の減少であるゲインを積算して上位 3 つの特徴量を選択している。表 4 に選択した各特徴量とゲインを示す。

スマートフォンを机に平置きしてタップをした場合の眠気判定精度が一番高いという結果になった。眠気判定に有効な特徴量はタップ時の画面接触時間および y 軸加速度に関するデータとなっており、眠い状況でテーブルに置き

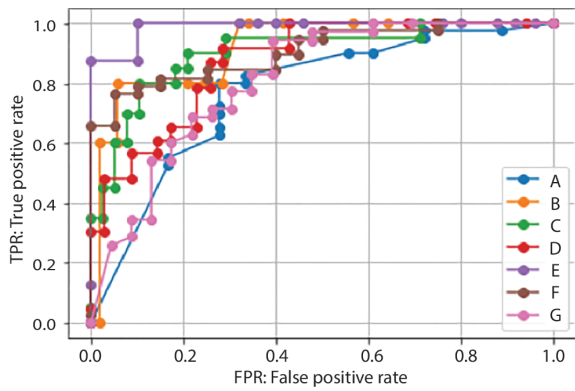


図 6 横持ちタップ条件の ROC 曲線

Fig. 6 ROC curve (horizontal hold & tap).

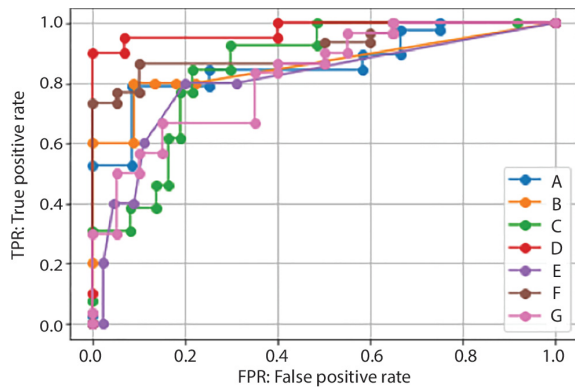


図 7 縦持ちタップ条件の ROC 曲線

Fig. 7 ROC curve (vertical hold & tap).

たスマートフォンをタップするときには、タップで指がスマートフォンに触れてから離れるまでの時間が長くなったり、スマートフォンのスクリーンに対して垂直ではなく斜めに指を下ろすことによって、スマートフォンに上下方向の振動が生じていると考えられる。

横持ちタップ条件および縦持ちタップ条件の ROC 曲線をそれぞれ図 6、図 7 に示す。横持ちタップ条件において被験者 E は高い精度で眠気を判定できていたが、縦持ちタップ条件では必ずしも高い判定精度とはならなかった。このことから、人によって眠気の兆候が現れやすい条件が異なることが分かる。

表 4 から、眠気の有無判定には、x 軸および y 軸加速度センサや x 軸および y 軸ジャイロセンサ値に関する特徴量が有効な傾向にあることが判明した。また、タップ操作を行う場合はタップをしてボタンを押してから指が離れるまでの時間が、特に眠気を判定するうえで有効な特徴量であることが明らかになった。一方で、各条件において眠気判定に最も有効であった特徴量は異なっており、すべての条件に共通して有効であると考えられる特徴量はなかった。同様に全被験者に共通して眠気判定に有効であると判定された特徴量もなかった。したがって、スマートフォン操作時の眠気判定には、操作シーン別に機械学習モデルを構築

表 5 学習済みモデルの他被験者への適用結果の AUC

Table 5 AUC of applying trained-models to other subjects.

		テストデータ						
		A	B	C	D	E	F	G
学 習 デ ー タ	A	0.83	0.53	0.61	0.60	0.64	0.51	0.53
	B	0.62	0.89	0.70	0.51	0.73	0.29	0.54
	C	0.60	0.65	0.94	0.51	0.48	0.58	0.53
	D	0.52	0.37	0.48	0.84	0.57	0.48	0.47
	E	0.64	0.45	0.42	0.76	0.98	0.46	0.76
	F	0.79	0.44	0.64	0.39	0.50	0.90	0.82
	G	0.44	0.45	0.49	0.33	0.34	0.65	0.82

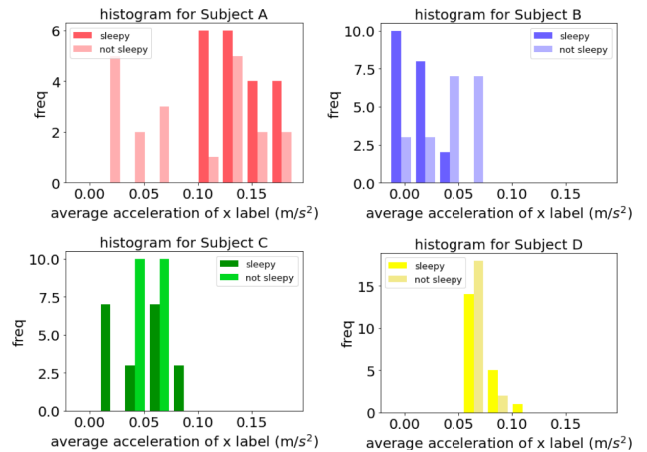


図 8 縦持ちタップ条件における x 軸加速度の平均

Fig. 8 Mean acceleration on X-axis (vertical holding & tap).

し、そのうえで個人差も考慮する必要があることが示唆された。

#### 4.4 機械学習モデルの汎用性考察

表 5 に横持ちタップあり条件において、他人のデータで構築した機械学習モデルを用いて眠気判定した場合の結果を示す。この条件では、すべての被験者で判定精度が低下しており、他人の学習モデルでは正しく眠気を判定することが困難であることが確認された。また、他の条件においても同様に他人のモデルでは判定精度が低下する傾向が確認された。

以上の結果は、スマートフォンの操作に個人差があるだけでなく、眠気判定に適した特徴量にも個人差があることが原因の 1 つだと考えられる。具体例として、被験者 4 名の眠気の有無で分類した x 軸加速度の平均値を図 8 に示す。

被験者 A と被験者 B は、眠気の有無によって顕著に現れる加速度の平均値が異なっており、この特徴量が眠気判定に比較的有効であると考えられるが、被験者 C、D ではあまり差がなく重要な特徴量であるとはいえない。さらに、被験者 A は眠気を感じていないときにはこの特徴量の値が小さくなる傾向にあるのに対して、被験者 B は逆にこの値が大きくなっており、眠気の有無によるデータの特徴も被

験者によって異なっている。

## 5. 議論

提案システムでは、スマートフォンの画面を1回タップするか、スマートフォンを把持して画面を見ているだけで、眠気度合いが強い場合（主観的、客観的に眠気あり）と弱い場合（主観的、客観的に眠気なし）であれば、比較的高い精度で判定できることが明らかになった。これにより、動画の視聴中に画面に表示される再生ボタンや一時停止ボタン、学習アプリケーションで勉強している際に表示される、解答ボタンや次へボタンをタップしたとき、また、スマートフォンを手を持って電子書籍を読んだり、映画を見ているときなどに、眠気の有無を判定して適切に休憩や就寝を促すことで、睡眠不足の解消や学習効率の向上を支援できる可能性がある。

一方で、現状では多くの制約がある。たとえば画面の中央にあるボタンのタップを前提としているため、画面の任意の場所のタップに対応する必要がある。任意の場所をタップできるようになれば、アプリケーションの起動のためのタップ操作やWeb閲覧中のリンクのタップ操作など、適用できる場面が広がる。また、本論文ではIMUからのセンサデータを利用して認識モデルを構築しているため、動画の視聴であっても電車やバスに乗車中であるなど、利用者の環境が変化すると正しく識別できないと考えられる。写真や地図などのコンテンツを閲覧する際には、タップ操作だけでなく、スワイプやピンチイン/ピンチアウトといった操作がよく使われる。その他にもフリックやロングタップ、マルチタップなどスマートフォンで行われる操作は様々存在するが、まだ対応できていない。より多くの場面での眠気推定を実現するためには、場面に応じたセンサデータを収集して新たなモデルを構築したり、利用者のコンテキスト推定手法と組み合わせた認識システムの構築などが必要になると考えられる。

## 6. おわりに

本論文では、スマートフォンの内蔵センサから取得したセンサデータを用いて、機械学習アルゴリズムより、スマートフォン利用時にユーザの眠気の有無を推定する手法について検討を行った。把持方法や操作方法、また個人によって判定に有効な特徴量やその特徴に違いはあるものの、本人のデータで学習したモデルによる認識精度は高く、提案した眠気判定手法が個人の眠気判定に有効である可能性が示唆された。今後は個人差の影響を考慮した汎用性のある機械学習モデルを構築する方法や眠気の程度を推定する方法について検討する予定である。

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費19H04150の研究助成によるものである。ここに記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] Belenky, G., Wesensten, N.J., Thorne, D.R., Thomas, M.L., Sing, H.C., Redmond, D.P., Russo, M.B. and Balkin, T.J.: Patterns of performance degradation and restoration during sleep restriction and subsequent recovery: A sleep dose-response study, *Journal of Sleep Research*, Vol.12, No.1, pp.1-12 (2003).
- [2] Ju, Y.-E.S., Ooms, S.J., Sutphen, C., Macauley, S.L., Zangrilli, M.A., Jerome, G., Fagan, A.M., Mignot, E., Zempel, J.M., Claassen, J.A. and Holtzman, D.M.: Slow wave sleep disruption increases cerebrospinal fluid amyloid- $\beta$  levels, *Brain*, Vol.140, No.8, pp.2104-2111 (2017).
- [3] 林 芳樹, 小川剛史: スマートフォンのタップ操作を用いた眠気判定手法に関する一検討, *VR学研報*, Vol.25, No.CS-1, pp.19-24 (2020).
- [4] 林 芳樹, 小川剛史: スマートフォン利用時のセンサ情報を用いた眠気判定手法に関する一検討, *情処研報*, Vol.2020-DCC-26, No.1, pp.1-6 (2020).
- [5] Lv, H., Lin, Z., Yin, W. and Dong, J.: Emotion recognition based on pressure sensor keyboards, *2008 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.1089-1092 (2008).
- [6] Gao, Y., Bianchi-Berthouze, N. and Meng, H.: What Does Touch Tell Us about Emotions in Touchscreen-Based Gameplay?, *ACM Trans. Computer-Human Interaction (TOCHI)*, Vol.19, No.4 (2012).
- [7] Tian, F., Fan, X., Fan, J., Zhu, Y., Gao, J., Wang, D., Bi, X. and Wang, H.: What Can Gestures Tell?: Detecting Motor Impairment in Early Parkinson's from Common Touch Gestural Interactions, *Proc. 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1-14 (2019).
- [8] Mariakakis, A., Parsi, S., Patel, S.N. and Wobbrock, J.O.: Drunk User Interfaces: Determining Blood Alcohol Level Through Everyday Smartphone Tasks, *Proc. 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '18*, pp.234:1-234:13, ACM (2018).
- [9] 大見拓寛: 画像センサによる眠気状態推定とドライバーステータスマニターの開発 (特集 自動運転を支える技術) - (情報通信・HMI), *Denso Technical Review*, Vol.21, pp.93-102 (2016).
- [10] Sunagawa, M., Shikii, S., Nakai, W., Mochizuki, M., Kusakame, K. and Kitajima, H.: Comprehensive Drowsiness Level Detection Model Combining Multimodal Information, *IEEE Sensors Journal*, Vol.20, No.7, pp.3709-3717 (2020).
- [11] Wierwille, W., Wreggit, S., Kirn, C., Ellsworth, L. and Fairbanks, R.: Research on Vehicle-Based Driver Status/Performance Monitoring; Development, Validation, and Refinement of Algorithms For Detection of Driver Drowsiness, *National Highway Traffic Safety Administration Final Report* (1994).
- [12] Hu, S. and Zheng, G.: Driver drowsiness detection with eyelid related parameters by Support Vector Machine, *Expert Systems with Applications*, Vol.36, No.4, pp.7651-7658 (2009).
- [13] Li, G., Lee, B. and Chung, W.: Smartwatch-Based Wearable EEG System for Driver Drowsiness Detection, *IEEE Sensors Journal*, Vol.15, No.12, pp.7169-7180 (2015).
- [14] Lee, B., Lee, B. and Chung, W.: Standalone Wearable Driver Drowsiness Detection System in a Smartwatch, *IEEE Sensors Journal*, Vol.16, No.13, pp.5444-5451 (2016).
- [15] Jacobé de Naurois, C., Bourdin, C., Bougard, C. and

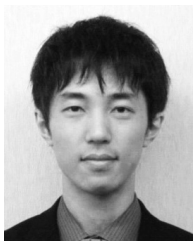
Vercher, J.-L.: Adapting artificial neural networks to a specific driver enhances detection and prediction of drowsiness, *Accident; Analysis and Prevention*, Vol.121, pp.118-128 (2018).

- [16] Åkerstedt, T. and Gillberg, M.: Subjective and Objective Sleepiness in the Active Individual, *International Journal of Neuroscience*, Vol.52, No.1-2, pp.29-37 (1990).
- [17] Ingre, M., Åkerstedt, T., Peters, B., Anund, A. and Kecklund, G.: Subjective sleepiness, simulated driving performance and blink duration: Examining individual differences, *J. Sleep Res.*, Vol.15, No.1, pp.47-53 (2006).



### 林 芳樹

1995年生。2019年早稲田大学基幹理工学部表現工学科卒業。2021年東京大学大学院学際情報学府修士課程修了。現在、株式会社NTTドコモ勤務。



### 小川 剛史 (正会員)

1997年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1999年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。2000年同研究科博士後期課程中退後、同大学サイバーメディアセンター助手。2007年東京大学情報基盤センター講師、2010年同准教授となり、現在に至る。拡張現実感、ヒューマンインタフェース、グループウェア等に関する研究に従事。博士（情報科学）。