

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

林芳樹¹ 小川剛史²

概要: 顔の映像等を利用した眠気判定技術が盛んに研究されているが、眠気判定を日常生活において実現するためには、プライバシーに配慮する必要がある。本研究では、私たちが日常的に利用するスマートフォンを活用する。本稿では、スマートフォンに内蔵されたセンサのデータを用いて、スマートフォンユーザの眠気を判定する手法について述べる。具体的には、スマートフォンを把持している時や、スマートフォンのスクリーンをタップした時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。

A study on a Drowsiness Detection Method by Sensor Information of Smartphone Use

YOSHIKI HAYASHI^{†1} TAKEFUMI OGAWA^{†2}

Abstract: There are many studies on technology for judging drowsiness using facial images. However, it is necessary to consider the privacy of users in order to realize drowsiness detection in daily life. In this paper, we describe a method for judging the drowsiness of smartphone users using data from built-in sensors in their smartphones. Using sensor data from when a user holds a smartphone or taps on the screen of it, we have built a machine learning model to determine whether the user is sleepy or not. The results of the subject experiments showed that there are situations in which the proposed method is effective.

1. はじめに

日本では、多くの人が日常生活のなかで眠気を感じている。OECD (Gender Data Portal 2019) の調査では日本人の平均睡眠時間は 442 分であり、これは調査が行われた 33 カ国の中で最低の水準である。慢性的な睡眠不足が人に与える影響として、短期的には生産性の減少[1]、長期的にはアルツハイマー病などの神経変性疾患との高い相関[2]が報告されている。この対策として、睡眠時間減少の原因である長時間労働[3]などの改善と共に、日常生活のなかで絶えず変動する眠気を検出できれば、眠気との付き合い方を見直し、改善する契機とすることができる。

眠気を検出する研究は、これまで自動車の運転手の眠気を検出する目的で広く行われてきた。しかし、それらの方法論では、眠気を日常生活のなかで手軽に検出することはできない。例えば、ドライバーの表情から眠気を検出する際は、顔映像の撮影が必要であり、さらに高精度で眠気を検出しようとする場合には顔にセンサを貼ることも求められる。

スマートフォンの性能向上に伴い、スマートフォンを用いたユーザのコンテキスト推定に関する研究が多く行われている。例えば、タップ操作を用いてユーザの感情を推定

する研究[4][5]や健康状態を推定する研究[6][7]が挙げられ、本研究で目指す眠気推定は、これらの研究と類似する部分も大きい。

著者らの研究グループではこれら先行研究を参考にしつつ、先行研究のように煩わしさを伴わず、より手軽に眠気を検出するために、スマートフォンを用いた手法について検討を進めている[8]。スマートフォンを用いて眠気を推定することによって、手軽さとは別に、スマートフォンが眠気に応じたコンテンツを提供できるようになるという新たな利点も生じる。例えば眠気を感じているのにも関わらずスマートフォンを使い続けているユーザに対しては使用を停止するように提案したり、強制したりすることも可能になる。これはスマートフォンが私たちにとって身近な情報インターフェースであるからこそ可能となっている。

本稿では、スマートフォンのタップ操作時に限らず、スマートフォンを把持している時のセンサ情報も用いて眠気を判定する手法を提案し、実験により提案システムの妥当性を検証した。

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盛んに行われてきた[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

1 東京大学大学院学際情報学部
Graduate School of Interdisciplinary Information Studies,
The University of Tokyo
2 東京大学情報基盤センター
Information Technology Center, The University of Tokyo

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。Hairong 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[4]。Gao らはスマートフォンでゲームをしている時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[5]。

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[6]。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[7]。

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。

表 1 KSS における眠気分類

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

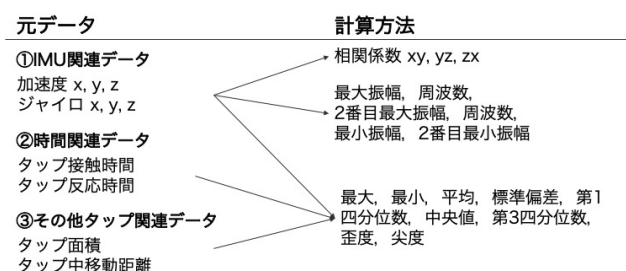


図 1 タップデータと特徴量

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、覚醒度の低下に伴って値が増加する。眠たい時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。

本稿では、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 タップデータからの特徴量抽出

スマートフォンを把持している時やスマートフォンの画面をタップした時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。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。

以上の取得データから、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、ウインドウサイズを2秒、窓関数をハミング窓としたFFT (Fast Fourier

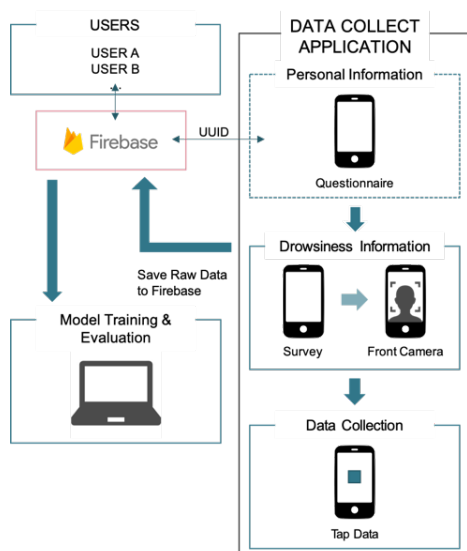


図 2 システム概要

Transformation) を適用し、それぞれ最大振幅とその周波数、二番目に大きい振幅とその周波数、最小振幅および二番目に小さい振幅の値を算出する。

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、各フレームにおいて検出した顔の傾きと目の座標から左右の開眼度合いを計算する。PERCLOS は顔が検出されたフレームのうち両目が 80% 以上閉眼していると判定されたフレームの割合となる。

スマートフォンのセンサデータは、以下に示す 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ときとスクリーンをタップしたとき、スマートフォンを机に置いてタップしたとき、そしてスマートフォンを縦向きに片手で把持しているときとタップしたときの計 5 種類である。タップデータの収集では、画面中央に表示したボタンがタップされたタイミングから前後 0.5 秒のセンサデータを 1 サンプルとし、スマートフォンの把持中は 3 秒間のデータを 1 サンプルとしている。

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

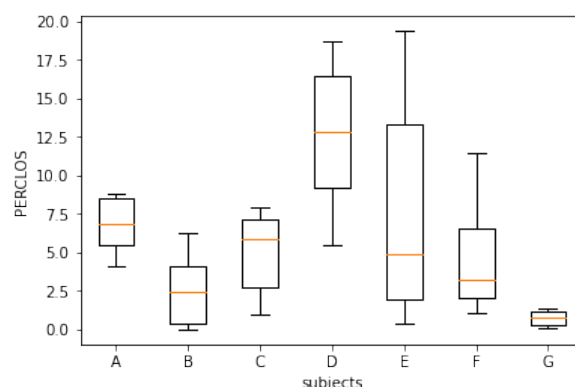


図 3 被験者毎の PERCLOS 分布

情報のみで眠気を判定することが可能であることを確認するため、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、被験者のスマートフォン操作時のデータを収集した。椅子に座った状態で、スマートフォンを普段使用する手で把持し、スマートフォンの操作は把持する手の親指で行わせた。被験者は、成人 17 名 (男性 13 名、女性 4 名) で平均年齢 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。

タップ時のセンサデータの収集では、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。把持姿勢によ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た状態で、何も操作せずに 30 秒静止するように指示をした。

各被験者は以上のタスクを早朝、昼食後、就寝前などの眠気を感じると考えられる時間帯に四ヶ月間で 50 回実施し、操作データを収集した。

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。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。また、実験システムを通して取得した各被験者の PERCLOS の箱ひげ図を図 3 に示す。ここに示される個人差に対応するために、KSS の値を真の眠気と仮定した時の PERCLOS の適切なカットオフ値を ROC 曲線の Youden index からカットオフ値を求めた。Youden index は以下の式から求められる。

$$\text{Youden Index} = \max(\text{recall} + \text{specificity} - 1)$$

ここで recall は感度、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。その上で、表 2 に示すように KSS および PERCLOS による判定をもとに、眠気の状態ラベルを決定する。

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。被験者毎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。

分析対象データは合計で 8050 サンプルとなり、そのうち眠気ありデータが 3350 サンプル、眠気なしデータが 4700 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 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基準に抽出している。表 4 選択した代表的な特徴量を示す。

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 x 軸および y 軸加速度に関するデータとなっており、眠い状態でテーブルに置いたスマートフォンをタップするときには、スマートフォンのスクリーンに対し

表 2 二つの眠気指標による眠気の状態ラベル

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

(PER: PERCLOS, YI: Youden Index)

表 3 実験条件毎の平均 AUC 値

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

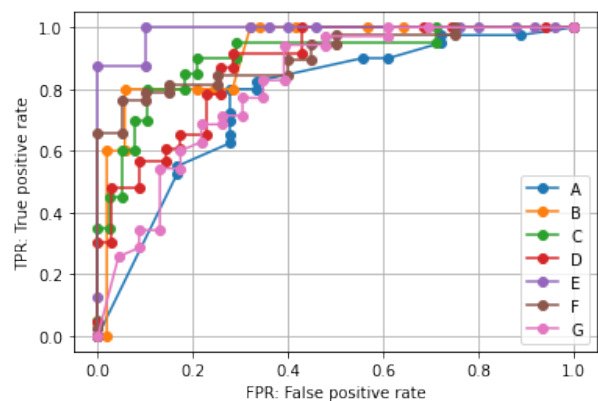


図 4 横持ちタップ条件の ROC 曲線

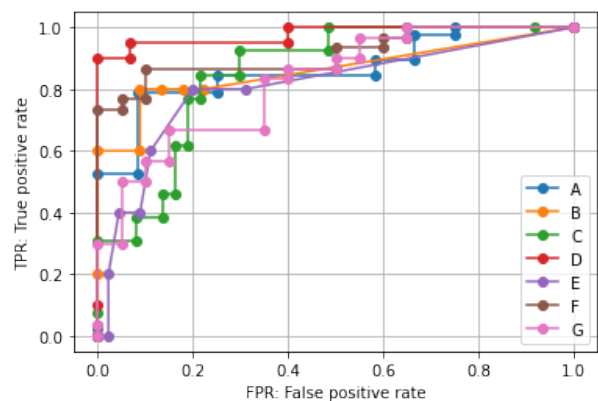


図 5 縦持ちタップ条件の ROC 曲線

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左右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 4, 図 5 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 眠気判定に有効と考えられる特徴量の例

実験条件	特徴量
横持ちタップ	y 軸加速度の平均値, z 軸加速度の第 3 四分位数, タップ時の画面接触時間
横持ち把持	x 軸加速度の最大値, y 軸加速度の最大値, タップ時の画面接触時間
平置きタップ	y 軸加速度の平均値, 第 3 四分位数, タップ時の画面接触時間, x 軸加速度の平均値
縦持ちタップ	x 軸加速度の最小値, タップ時の画面接触時間, ボタンが切り替わってからタップまでの反応時間
縦持ち把持	x 軸加速度の最小値, 最大値, y 軸加速度の平均値

表 4 から、眠気の有無判定には、x 軸加速度センサと y 軸加速度センサの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も眠気を判定する際に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し、その上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ひとつだと考えられる。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 6 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言えない。さらに、被験者 A は眠気を感じていない時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. おわりに

本稿では、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

表 3 学習済みモデルの他被験者への適用結果の AUC

		テストデータ						
		A	B	C	D	E	F	G
学 習 デ ー タ	A	0.95	0.44	0.57	0.27	0.57	0.56	0.43
	B	0.51	0.96	0.67	0.64	0.24	0.33	0.28
	C	0.62	0.30	0.88	0.62	0.12	0.55	0.39
	D	0.45	0.69	0.53	0.91	0.56	0.62	0.47
	E	0.77	0.43	0.32	0.69	0.98	0.58	0.66
	F	0.88	0.54	0.58	0.37	0.45	0.96	0.67
	G	0.82	0.31	0.44	0.36	0.88	0.81	0.98

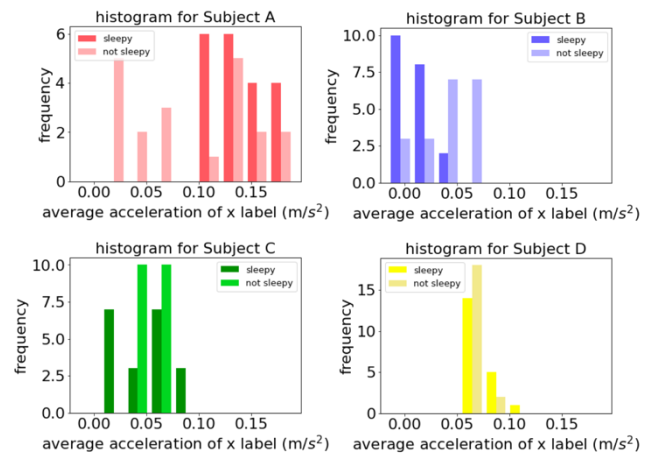


図 6 縦長持ちタップ条件における x 軸加速度の平均値。スマートフォン利用時にユーザの眠気の有無を推定する手法について検討を行った。把持方法や操作方法、また個人によって判定に有効な特徴量やその特徴に違いはあるものの、本人のデータで学習したモデルによる認識精度は高く、提案した眠気判定手法が個人の眠気判定に有効である可能性が示唆された。今後は個人差の影響を考慮した汎用性のある機械学習モデルを構築する方法や眠気の程度を推定する方法について検討する予定である。

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., et al.: 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] Yo-El J., Sharon O., Courtney S., et al., Slow wave sleep disruption increases cerebrospinal fluid amyloid- β levels, *Brain*, Vol.140, Issue 8, pp.2104-2111 (2017).
- [3] 岩崎健二:長時間労働と健康問題--研究の到達点と今後の課題(特集 長時間労働), *日本労働研究雑誌(労働政策研究・研修機構)*, Vol.50, No.6, pp.39-48 (2008).
- [4] Lv H., Lin Z., Yin W. J., and Dong J.: Emotion Recognition Based on Pressure Sensor Keyboards, *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.1089-1092 (2008).
- [5] Gao Y., Bianchi-Berthouze N., and Meng H.: What Does Touch Tell Us about Emotions in Touchscreen-based Gameplay?, *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)* Vol.19, No.4 (2012).
- [6] Tian F., Fan X., Fan J., et al.: What Can Gestures Tell? Detecting Motor Impairment in Early Parkinson's from Common Touch Gestural Interactions, *Proc. Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*. Association for Computing Machinery, pp.1-14, (2019).
- [7] Mariakakis A., Parsi S., Patel S., et al.: Drunk User Interfaces: Determining Blood Alcohol Level through Everyday Smartphone Tasks, *Proc. Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '18)*, pp.1-13 (2018).
- [8] 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).

- [9] Omi T.: Detecting Drowsiness with the Driver Status Monitor's Visual Sensing, Denso technical review 21, pp.93-102 (2016).
- [10] Sunagawa M., Shikii S., Nakai W. et al. Comprehensive Drowsiness Level Detection Model Combining Multimodal Information, IEEE Sensors Journal, Vol.20, No.7, pp.3709-3717(2020).
- [11] Wierwille W., Wreggit S., Kim C., et al.: 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, Issue.4, pp.7651-7658 (2009).
- [13] Gang L., Boon L. and Wan C.: Smartwatch-Based Wearable EEG System for Driver Drowsiness Detection, IEEE Sensors Journal, Vol.15, No.12, pp.7169-7180 (2015).
- [14] Boon-Leng L., Boon-Giin L. and Wan-Young C.: Standalone Wearable Driver Drowsiness Detection System in a Smartwatch, IEEE Sensors Journal, Vol.16, No.13, pp.5444-5451 (2016).
- [15] M. Patel, S.K.L. Lal, D. Kavanagh and P. Rossiter: Applying neural network analysis on heart rate variability data to assess driver fatigue, Expert Systems with Applications, Vol. 38, Issue 6, pp.7235-724 (2011).
- [16] Åkerstedt T. and Gillberg M.: Subjective and Objective Sleepiness in the Active Individual, International Journal of Neuroscience, Vol.52, Issue.1-2, pp.29-37 (1990).
- [17] M. Ingre, T. Åkerstedt, B. Peters et al: Subjective sleepiness simulated driving performance and blink duration: Examining individual differences, J. Sleep Res., Vol.15, No.1, pp. 47-53 (2006).