

# PC 入力装置とセンシングチェアを活用したデスクワーカーのストレス推定

A method of stress estimation for desk workers from computer input devices and a sensing chair

福田修之<sup>†</sup>

水本旭洋<sup>‡</sup>

和田健<sup>†</sup>

安本慶一<sup>‡</sup>

Shuichi Fukuda

Teruhiro Mizumoto

Takeshi Wada

Keiichi Yasumoto

## 1. はじめに

近年、仕事による強いストレスなどが原因でうつ病などの精神疾患を発症する労働者が増加している。このような問題を受けて、社員 50 人以上の事業所に対して年 1 回の労働者のストレスチェックを義務付ける法案が可決されるなど、労働者に対するメンタルヘルスについて社会的な関心が強まっている。企業におけるストレスチェックは、診断票への回答や産業医との面接を通して実施されるが、例えば、厚生労働省が推奨する診断票では、57 項目への回答が必要であり、回答に手間が掛かることや、主観に基づいて回答するため、想起や否認などのバイアスによる影響を受けやすいなどの問題がある。そこで、ウェアラブルセンサにより収集した生体情報（脳波、心電、指尖脈波、瞬目、呼吸の変化など）を活用して、客観的にストレスを測定する研究が行われている。しかしながら、既存手法では、生体信号を計測するために、専用の計測環境や特殊なデバイスの装着が必要であるため、測定コストや装着負担が大きい。また、全ての仕事形態の約半数を占めるデスクワークに従事する労働者を対象に、キーボードのログや光電脈波計を備えたマウスなどの PC 入力装置やカメラを用いてストレスを推定する手法が提案されている。しかしながら、PC 入力装置を用いた手法では、デバイスを使用している間のストレスしか測定できず、カメラを持ちいた手法では、撮影されていること自体がストレスになる可能性があるなどの問題がある。

そこで、本研究では、デスクワーカーの多くが長時間使用しているイスに着目し、モーションセンサを取り付けたオフィスチェア（センシングチェア）と PC 入力装置から得られる情報を用いて、身体へのデバイスの装着なしに、デスクワーク時のストレスを推定可能な手法を提案する。

提案手法では、既知のストレス指標である LF/HF をウェアラブルデバイスを用いて計測し、センサチェアと PC 入力装置から得られるセンサデータを基に抽出可能な特徴量を用いて、機械学習の教師あり学習によりストレス推定モデルを構築する。

本稿では、デスクワークを 1 日の法廷労働時間である 8

時間実施し、収集したセンサデータを基に、17 項目の特徴量を抽出し、機械学習の分類手法の 1 つである Random Forest を用いて、LF/HF を 3 段階のストレスレベルに分類するモデルを構築した。895 件のデータセットに対して、10-fold cross validation によりモデルを評価した結果、71.2% の精度で分類できることを確認した。

## 2. 関連研究

本節では、本研究と関連する既存研究として、スマートフォンや脳波計などを用いたストレス推定手法、および、デスクワーク時に得られる情報のみを用いたストレス推定手法についてそれぞれ述べる。

### 2.1 センサを利用したストレス推定手法

Sano ら [1] は、ストレス質問票として多くの研究で用いられている Perceived Stress Scale [2] の 1 日ごとの結果を、機械学習の推定手法のひとつであるサポートベクターマシン (SVM) により推定する方法を提案している。この手法では、事前のアンケートの結果やウェアラブルリストバンドから得られる皮膚電位や加速度、スマートフォンから得られるスクリーンのオン・オフなど、計 700 項目のデータを用いて日常性におけるストレスを推定している。ウェアラブルデバイスから得られる特徴量を用いて、2 段階のストレスレベルを 90% という高い精度で推定可能であるが、1 日単位の日常生活におけるストレスを推定しており、本研究が対象としているデスクワーク時のストレス推定を対象としたものではない。

Jun ら [3] は、2 段階のストレスレベルを脳波パターンから推定する手法を提案している。Jun らの手法では、Stroop Color Word Test [4] および Mental Arithmetic Test [5] を実施した際のストレスレベルを、脳波の特徴量に対して、SVM モデルを適用することで、88%、96% の精度でそれぞれ推定可能な識別器を構築している。しかしながら、Jun らの手法は、脳波計の装着が必須であるため、デスクワーク時のストレス推定には適さない。

安福ら [6] は、鼻部皮膚温度がストレスによって低下するという性質を利用した眼鏡型のストレス推定装置を開発している。鼻部皮膚温度の測定は、自作の温度センサ搭載のメガネ型デバイスを用いているが、眼鏡を必要としない人にとっては、メガネの装着自体がストレスになる可能性がある。

<sup>†</sup> 大阪府立大学工業高等専門学校, Osaka Prefecture University College of Technology

<sup>‡</sup> 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

## 2.2 デスクワークを対象としたストレス推定

全ての労働形態の約半数を占めるデスクワークに従事する労働者を対象に、労働者へのデバイスの装着なしに、デスクワーク時のストレス測定を行う手法がいくつか提案されている。

鳥羽ら [7] は、PC 操作ログから得られる特徴量を重回帰分析の入力変数とするストレス推定手法を提案している。重回帰分析の結果、67%の被験者の重相関係数が 0.6 を上回り、ストレス量と PC 操作ログ特徴量に関係があることが明らかになった。しかし、この手法では、PC 操作ログのみを特徴量にしているため、PC の操作をおこなっていないときの、ストレスを推定することはできない。

中園ら [8] は、PC マウスに組み込んだ光電脈波計を使用し、ストレスを推定する方法を提案している。この手法では、様々なストレス負荷を被験者に与えた際の、ストレスに関係のある心電図の R-R 間隔と、光電脈波計から得られた出力値を比較している。比較の結果、高い相関（決定係数： $R^2 = 0.962$ ）が得られ、ストレス推定に光電脈波計が有用であるという結果が得られている。しかし、この手法では、マウスを使用している時のストレスしか推定できない。

間所ら [9] は、表情表出における覚醒度の変化と心理的ストレスとの関係を用いたストレス推定を行っている。この手法では、USB カメラから取得した画像の解析および自己組織化マップによる表情の分類により、ストレスとの関係性を評価している。その結果、「喜び」と「悲しみ」の表情が、被験者のストレスに対して大きな影響を与えることが明らかになった。しかし、この手法では、カメラを用いるため、「撮られている」という嫌悪感がストレスに繋がる可能性がある。

## 2.3 本研究の位置付け

多くの先行研究では、脳波計や専用のセンサデバイス、メガネなどを体に装着する必要があるが、長時間のデバイスの装着自体がストレスになる可能性がある。一方で、デスクワーク時に得られるデータを用いてストレスを推定する手法が提案されているが、キーボードやマウスなどのデバイスを使用していないときには推定を行えないという問題がある。また、カメラを用いて長時間収集した画像を用いてストレスを収集する手法では、デスクワークは撮られていることへのストレスを感じる可能性がある。

本研究では、PC 入力デバイスとセンサが取り付けられたオフィスチェア（センシングチェア）を用いて、体へのセンサデバイスの装着なしに、普段通りの働き方で、ストレスを推定可能な手法を提案する。

表1 PC 入力装置からの特徴量

デバイス	項目
キーボード	Enter キーの押下数
	Del キーの押下数
	Back キーの押下数
	母音キーの押下数
	ミスタイプ回数
マウス	1 秒間の右クリックの平均
	1 秒間の右クリックの分散
	1 秒間の左クリックの平均
	1 秒間の左クリックの分散
	1 秒間の中クリックの平均
	1 秒間の中クリックの分散
	左ワンクリック回数
	左ダブルクリック回数
	マウスの移動量の合計
マウスの動かなかった時間の割合	
その他	マウスの移動速度
	アプリの切り替え回数

## 3. 提案手法

### 3.1 ストレス指標

ストレス指標には、メンタルワークロードの評価に用いられることが多く自律神経機能活性度を示す心拍変動指標：LF/HF を使用する。心拍間隔のゆらぎとストレス値との関連は数多くの論文で報告されている [10] [11]。ストレス状態にあるとき、自律神経系は交感神経系が優位であり、緊張状態になるため心拍間隔のゆらぎは小さくなる。そのため、心拍間隔を周波数解析することで、ストレス指標である LF/HF を算出することができる [12]。LF は血圧調整機能と関連しており、交感神経と副交感神経の両方の影響を受けている。そのため、LF は心拍変動の低周波成分 (0.04 - 0.15 Hz) のパワースペクトル成分の総和により算出される。HF は呼吸変動と関連しており、副交感神経の影響を受けている。そのため、HF は心拍変動の低周波成分 (0.15 - 0.40 Hz) のパワースペクトル成分の総和から算出される。以上のことから、LF と HF の比をとることで、交感神経活性度：LF/HF を求めることができる。

心拍情報の取得には、心電計による測定が必要となるが、心電計を装着してデスクワークを長時間行うことは負担が大きいため、心電計より装着が容易なウェアラブルデバイスから取得可能であり、心拍情報と高い相関が報告されている容積脈波をもとにストレス値を算出する方法 [12] を採用する。容積脈波の測定には、ウェアラブル

表2 センシングチェアから取得する特徴量

特徴量
回転量の最大値
回転量の合計
回転量の分散
もたれ具合の平均
もたれ具合の分散

ルデバイスである Empatica 社の E4 Wristband [13] を使用した。

### 3.2 使用するデバイス

本研究では、ストレス値を機械学習により推定するために、PC 入力装置とセンシングチェアから得られる特徴量に基づき推定を行う。

#### 3.2.1 PC 入力装置

鳥羽ら [7] の研究結果から、PC 操作ログとストレス値に十分な相関があることが分かっているため、本提案手法においても、PC の操作から得られる情報を用いる。本研究で使用する PC 入力装置から抽出する特徴量を表 1 に示す。それぞれの項目について 5 分間のデータから抽出した、計 17 項目を特徴量とした。鳥羽らの研究では、PC 操作を取得するソフトウェアがマウスの移動量を取得できないため、それらの特徴量を用いないこととした。本研究では、マウスの移動量を、WindowsAPI を用いた独自のプログラムにより収集し、特徴量として使用した。

#### 3.2.2 センシングチェア

日本人の 1 日の合計着座時間は世界 20 カ国のなかでトップの 420 分であり [14]、デスクワーカーは長時間イスに座って作業を行っている。音田ら [15] は、デスクワークの多いオフィスワーカーの生産性向上や健康維持を目的に、オフィスワーカーの着座姿勢を複数のモーションセンサから推定する方法を提案している。本研究では、図 1 に示す音田らの開発したセンシングチェアを使用し、デスクワーカーのイスへのもたれ具合とイスの回転量を特徴量として用いる。センシングチェアからの情報を用いることで、PC 入力装置を使用していないときにも、ストレス推定を行うことが可能だと考えられる。

ストレス推定に使用する特徴量は、センシングチェアから得られるイスへのもたれと回転量の合計と分散、計 5 項目を 5 分間のデータから抽出した。本研究で用いた特徴量を表 2 に示す。

### 3.3 ストレス推定手法

本研究では、PC 入力装置とセンシングチェアから得られる特徴量を入力データ、E4 Wristband から取得される容積脈波を用いて算出された LF/HF を教師データとして、機械学習の推定手法である Random Forest を適用し



図1 センシングチェアの外観図

てストレス推定モデルを構築する。図 2 にモデル構築および推定の手順を示す。まずはじめに、PC 入力装置とセンシングチェアから得られる情報から特徴量を抽出する。次に、E4 Wristband から取得される容積脈波を用いて、LF/HF を計算する。これらのデータを結合し、学習用データの作成を行ったのち、Random Forest を適用し、ストレス推定モデルを構築する。その後、学習用データとは別の推定用データを学習済みモデルに入力することでストレスを推定する。

## 4. 評価実験

### 4.1 データ収集方法

機械学習のモデル構築に必要な PC 入力装置およびセンシングチェアから取得する特徴量と E4 Wristband から取得する教師データの学習データセットは、昼食休憩を除いた 1 日の就労時間である 8 時間のデスクワークデータとする。8 時間のデスクワークデータをもとに 5 分間ごとの特徴量と教師データであるストレス値 LF/HF を算出し、一対のデータとして学習データセットを作成した。5 分間分のデータの算出は、図 3 に示すように、30 秒ずつシフトして行う。欠損値を除外した学習データセットの総数は、895 件であった。データ収集は 2017 年夏季に 20 代男性学生 1 名を対象に行った。

PC 操作装置からの入力は、Win32API により取得した。キーボードの入力はタイプ内容全てを取得することも可能であるが、個人情報保護の観点から押下された母音のキーの回数だけの取得とした。センシングチェアからの取得するもたれと回転量は、イスに搭載された 9 軸モーションセンサの出力である背もたれ部の重力方向の加速度成分と座面の角加速度成分を取得した。

表3 分類精度

	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
PC	0.631	0.637	0.631	0.629
Sensing Chair	0.666	0.670	0.666	0.666
Both	0.712	0.714	0.712	0.710

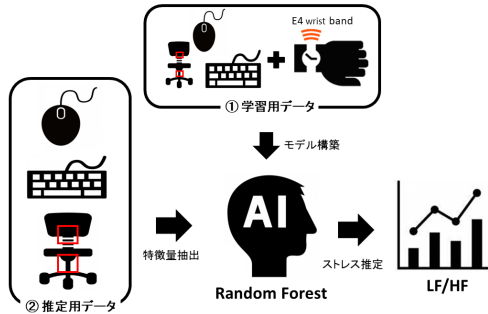


図2 推定の流れ

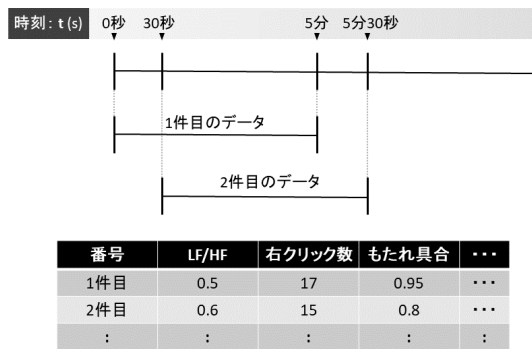


図3 特徴量の抽出方法

推定に用いるモデルは、決定木を弱学習器とする集団学習アルゴリズム：Random Forest[16]である。LF/HF推定モデルの構築は、分類問題として行った。分類のためのラベル振り分けは、数値で算出された LF/HF を数値の高低で並び替え、1 : 2 : 1 の比率で High : Middle : Low と 3 段階のストレスレベルのラベルを割り当てた。分類推定の評価は、PC 入力装置のみの場合、センシングチェアの場合、PC 入力装置とセンシングチェアの組み合わせの 3 つの条件の評価の比較である。Random Forest のパラメータチューニングは行っていない。分類推定の結果に対する評価指標は、適合率：Precision，再現率：Recall，F 値を用いた。

評価方法には、10-fold cross validation を用いた。10-fold cross validation とは学習データセット D を 10 個

のデータセット  $D_i (i = 1, 2, \dots, 10)$  に分割し、あるデータセット  $D_i$  を除いた残りの 9 個のデータセットから分類器を生成し、 $D_i$  を評価用データとして評価する手法である。これを 10 回繰り返して、全ての  $D_i$  に対して評価した平均を入力データに対する分類精度とする手法である。

## 4.2 評価結果

### 4.2.1 分類推定

PC 入力装置のみを用いた場合、センシングチェアのみを用いた場合、PC 入力装置とセンシングチェアの組み合わせを用いた場合の 3 段階のストレスレベルの分類精度を表 3 に示す。PC 入力装置とセンシングチェアの両方を使用したとき、それぞれの評価指標でもっとも高い推定結果となった。

誤推定の結果を確認するための混同行列を図 4, 5, 6 に示す。3 段階のストレスレベルの推定結果は、Accuracy が 0.712 であり、High のときに真逆の Low を出力するものは少なく、およそその一段階低い Middle と推定するものが多かった。

図 4, 5, 6 に示す混同行列の結果から、High:Middle:Low のラベルのうち、どれかひとつのラベルに偏って誤検出されることは確認されなかった。

### 4.2.2 重要度

PC 入力装置とセンシングチェアの組み合わせを使用したときの Random Forest から出力される特徴量の重要度の上位 5 つを表 4 に示す。表 4 の結果から、センシングチェアから出力される特徴量の重要度が高く、PC 入力装置から出力される特徴量は、上位 5 つのうち、1 つのみであった。

## 5. おわりに

本稿では、体に取り付ける必要がなく自然な形でデスクワークから情報が得られる PC 入力装置とセンシングチェアを活用したストレス推定手法を提案した。3 段階のストレスレベルの分類に対して、71.2% の分類精度で推定できることを確認した。今後、特徴量の抽出方法やモデルのチューニングによる精度向上や Random Forest Regression による回帰モデルの構築を行う予定である。

## 参考文献

- [1] Sano, A., Phillips, A.J., Yu, A.Z., et al.: Recognizing academic performance, sleep quality,

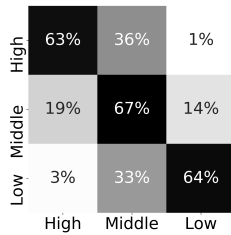


図4 PC 入力装置のみの分類結果

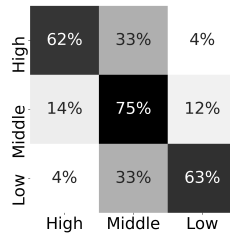


図5 センシングウェアのみの分類結果

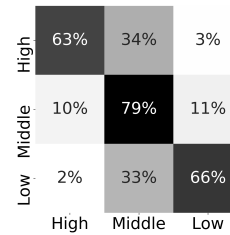


図6 組み合わせの分類結果

表4 特徴量の重要度

特徴量	重要度
もたれ具合の平均	0.0856
イスの回転量の分散	0.0827
もたれ具合の分散	0.0807
イスの回転量の合計	0.0785
左ワンクリックの回数	0.0694
マウスの移動しなかった時間の割合	0.0631
マウスの移動の合計	0.0577
イスの回転量の最大値	0.0559
1秒間の左クリックの平均	0.0532
1秒間の左クリックの分散	0.0513
マウスの移動速度	0.0485
左ダブルクリックの回数	0.0446
1秒間の中クリックの分散	0.0342
1秒間の中クリックの平均	0.0341
Back キーの押下数	0.0308
母音キーの押下数	0.0306
Enter キーの押下数	0.0297
ミスタイプ回数	0.0195
1秒間の右クリックの分散	0.0194
1秒間の右クリックの平均	0.0193
アプリの切り替え回数	0.0131
Del キーの押下数	0.0104

stress level, and mental health using personality traits, wearable sensors and mobile phones, *Proc. 2015 IEEE 12th Int'l Conf. Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, pp.1-6 (2015).

- [2] Cohen, S., Kamarck, T., and Mermelstein, R.: A global measure of perceived stress, *J. Health and Social Behavior*, Vol.24, No.4, pp.385-396 (1983).
- [3] Jun, G., and Smitha, K.G.: EEG based stress

level identification, *Proc. 2016 IEEE Int'l Conf. Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp.3270-3274 (2016).

- [4] Tulen, J.H.M., Moleman, P., Steenis, H.G., et al.: Characterization of stress reactions to the Stroop Color Word Test, *J. Pharmacology Biochemistry and Behavior*, Vol.32(1), pp.9-15 (1989).
- [5] Poh, C.H., Hershcovici, T., Gasiorowska, A., et al.: The effect of antireflux treatment on patients with gastroesophageal reflux disease undergoing a mental arithmetic stressor, *Neurogastroenterology and Motility*, Vol.23, pp.489-496 (2011).
- [6] 安福寛貴, 寺田努, 塚本昌彦: ストレス計測のための鼻部皮膚温度計測デバイス, 情報処理学会インタラクシオン 2015 論文集, pp.560-562 (2015).
- [7] 鳥羽美奈子, 櫻井隆雄, 森靖英: PC 操作ログの特徴量とオフィスワーカーのストレス量の相関分析, 電子情報通信学会論文誌, Vol.95, No.4, pp.747-757 (2012).
- [8] 中園嘉巳, 尾関広明, 水澤純一: 光電脈波計組み込み型 PC マウスを用いたストレス負荷時循環応答の無拘束計測, バイオメカニズム学会誌, Vol.33, No.1, pp.80-84 (2009).
- [9] 間所洋和, 佐藤和人: 表情の動的多様性に基づく心理的ストレスレベルの推定, 電子情報通信学会, Vol.109, No.306, pp.285-290 (2009).
- [10] 早野順一郎: 呼吸性洞性不整脈はなぜ心臓迷走神経活動と関連するのか?, 循環制御, Vol.39, No.3, pp.195-201 (2003).
- [11] Comm, A.J., Malik, M., Bigger, J.T., et al.: Heart rate variability: Standards of measurement Physiological Interpretation and Clinical Use, Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pac-

ing and Electrophysiology, *European Heart J.*, Vol.17, pp.354–381 (1996).

- [12] 中川千鶴：特集 人間工学のための計測手法 第4部：生体電気現象その他の計測と解析（5）－自律神経系指標の計測と解析－, 人間工学, Vol.52, No.1, pp.6–12 (2016).
- [13] Empatica Inc: Real-time physiological signals | E4 EDA/GSR sensor, available from <<https://www.empatica.com/e4-wristband>> (accessed 2018-07-25).
- [14] Bauman, A., Ainsworth, B.E., Sallis, J.F., et al.: The descriptive epidemiology of sitting. A 20-country comparison using the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ), *American J. Preventive Medicine*, Vol.41, No.2, pp.228–235 (2011).
- [15] 音田恭宏, 水本旭洋, 荒川豊ほか：椅子に装着したモーションセンサを用いた着座姿勢推定手法, 電子情報通信学会技術研究報告, 信学技報, Vol.116, No.488, pp.63–68 (2017).
- [16] Boulesteix, A.L., Janitza, S., Kruppa, J., et al.: Overview of random forest methodology and practical guidance with emphasis on computational biology and bioinformatics, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.2, No.6, pp.493–507 (2012).