

6T-01

時間変化を考慮した機械学習による着座姿勢推定手法

森田 陽介\*

飯島 安恵\*

今野 将†

千葉工業大学大学院 工学研究科\*

千葉工業大学 先進工学部†

1 はじめに

近年, VDT(Visual Display Terminals) 症候群を発症する人の増加が問題となっている。VDT とは, 主に液晶ディスプレイ等の画面付き情報端末の総称であり, VDT 症候群とは, これらを用いた作業中に肉体的・精神的に発症する病気のことである。VDT 症候群の発症原因の一つとして, 長時間体に悪い姿勢で作業を行っていることが挙げられる。本研究では, VDT 症候群の発症を予防するためには, 不適切な姿勢で作業を行っていることを作業者に通知するシステムが必要であると考え研究を行ってきた。金田の研究 [1][2] では, 姿勢推定の為に椅子の座面の圧力データを株式会社シロク製の “LL Sensor” を椅子の座面に設置することで取得した。その後, 取得した圧力データを元に Repeated Bisection 法 [3] を用いて姿勢の推定を行っていた。しかし, 先行研究で行ってきた推定手法は, 静的なデータを対象に実験を行ってきたため, 実際のシステムでの使用は考慮されていない。また, 姿勢推定精度にも向上の余地があると考え。よって本研究では, 実際のシステムでの使用を考慮し, ユーザが着座している椅子の座面の圧力データの時間変化を考慮した推定手法の提案を行う。また, 提案手法での姿勢推定精度の向上を図る。

2 提案・設計

本研究では, まず, 先行研究で着座姿勢推定手法として用いていた Repeated Bisection 法よりも比較的新しい手法である Deep Learning を着座姿勢推定手法として用いることで, 着座姿勢推定精度が向上するかどうかの検証を行う。推定する姿勢のパターンとして, 先行研究と同様に, 遠田らの研究 [4] で定義されている 32 パターンの着座姿勢を用いる (図 1)。この着座姿勢パターンは, 着座位置 (前縁・後縁), 上体の位置 (前傾・直立・後傾・休憩), 足の位置 (垂下・投足・膝組・後方) の 3 つのパラメータの組み合わせにより構成される。着座姿勢の推定に使用するデータは, 先行研究と同様に, LL Sensor を用いて取得した座面の圧力データを用いる。LL Sensor とは, 電磁誘導方式による圧力分布シートセンサーである。センサ構成は, 30 個× 24 個の合計 720 個の圧力センサーが, 素子感覚 12.5mm で並ぶものであり, 720 点の

	前縁				後縁			
	前傾	直立	後傾	休憩	前傾	直立	後傾	休憩
垂下	1	2	3	4	5	6	7	8
投足	9	10	11	12	13	14	15	16
膝組	17	18	19	20	21	22	23	24
後方	25	26	27	28	29	30	31	32

図 1: 着座姿勢パターン

圧力値を任意のサンプリング周期で計測することができる。

次に, Deep Learning を用いた着座姿勢推定手法で時間変化のあるデータを判別する手法の検討を行う。先行研究では, LL Sensor より得た, ある一瞬の座面の圧力データ 1 フレームを用いて, 教師データの作成や着座姿勢推定を行っていたため, 実際に VDT 作業中に着座姿勢推定を行うと, 圧力データが測定される度 (先行研究でのサンプリング周期は 100ms) に推定が行われ作業者に通知が行われるような推定手法であった。また, ある一瞬の座面の圧力データ 1 フレームを用いて判別するため, VDT 作業者の微弱な動きや, 姿勢の遷移などの圧力データの乱れが着座姿勢の推定に大きな影響を与えていた。よって, 本研究では, 時間変化を考慮する方法として, 座面の圧力データを数フレーム蓄積し, 各フレーム間を比較し, 類似性の高いフレームを探し 1 フレームに合成する処理を, 教師データ作成の際と着座姿勢推定の際の両方において前処理として用いることで, 時間変化に対応する手法の提案を行う。蓄積するフレーム数については, 蓄積するフレーム数を可変させて実験を行い, 最適な蓄積するフレーム数を検討する必要がある。各フレーム間の比較方法は, ピーク信号対雑音比 (PSNR : Peak signal-to-noise ratio) を用いる。PSNR とは, 画像圧縮の際の再現性の品質の尺度として用いられる手法であり, 2 つの画像間の違いを数値的に表すことのできる手法である。フレームを比較し時間変化に対応する方法としては, 閾値を設定し, 蓄積したフレームの中から PSNR が閾値以上のフレームの組み合わせ, つまり類似性の高いフレームを抜き出すことで, ノイズのある圧力データを除外することができると考える。閾値は実験を行い結果より最適な値を設定する必要がある。この類似性の高いフレームの合成方法としては, 各フレームの各圧力値の平均値を取ることで, 数フレームを 1 フレームに圧縮する。

Sitting Posture Estimation Method by Machine Learning Considering Time Change

\*Yousuke Morita, Yasue Iijima, Graduate School of Engineering, Chiba Institute of Technology.

†Susumu Konno, Department of Advanced Media, Faculty of Advanced Engineering, Chiba Institute of Technology.

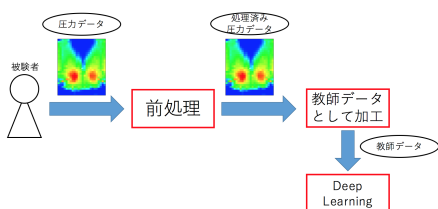


図 2: Deep Learning への入力データの流れ

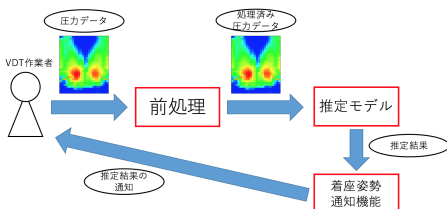


図 3: 着座姿勢通知システムの概要図

Deep Learning の入力とするデータの流れとしては、被験者より取得した座面の圧力データを前述した時間変化を考慮する手法を用いて前処理を行い、教師データ用に蓄積する。このデータを姿勢 32 パターン分収集したものを教師データとして、Deep Learning を行い着座姿勢推定モデルを作成する (図 2)。Deep Learning によって作成した推定モデルを用いた着座姿勢通知システムの流れとしては、VDT 作業者から取得した座面の圧力データを教師データ作成時と同様に前処理を行い、前処理を行なったデータを基に、着座姿勢推定モデルを用いて現在の着座姿勢を推定する。その後、推定した着座姿勢を VDT 作業者に通知する (図 3)。

### 3 実験

Deep Learning を着座姿勢推定手法として用いて実験を行った。実験の手順は以下の通りである。まず、20 代の男性 4 人を対象に着座姿勢ごとの圧力データの取得を行った。ユーザ 1 人ごとに、姿勢ごとの圧力データを、椅子に設置した LL Sensor を用いて 32 パターン分取得する。なお、1 個の姿勢パターンのデータは、サンプリング周期 100ms で取得した 100 個の姿勢データから構成されており、1 個の姿勢データは座面 720 点分の圧力値が入っている。

次に、取得したデータを教師データとして Deep Learning を用いて学習を行い、F 値を用いて着座姿勢推定精度を評価する。なお、Deep Learning を行うツールとして“H2O[5]”を使用する。本実験では、Deep Learning のハイパパラメータは H2O の初期設定を使用する。以下に実験で使用する Deep Learning の主なハイパパラメータの構成を示す。

表 1: 実験結果

ユーザ名	F 値
ユーザ A	0.53
ユーザ B	0.67
ユーザ C	0.60
ユーザ D	0.65
全ユーザ	0.49

- Activation function : Rectifier
- Hidden layer sizes : [200,200]
- epochs : 10
- input dropout ratio : 0.1

各ユーザのデータを学習・推定した際の F 値と全ユーザのデータを結合し一般化したデータとして学習・推定した際の F 値を表 1 に示す。先行研究の推定結果の F 値が 0.79 であったのに対し、本実験では F 値が最高で 0.67 と先行研究より推定精度が下がる結果となった。推定精度が下がった原因としては、先行研究では深度センサとセンサ椅子を並行して使用していたのに対し、本実験ではセンサ椅子のみを用いて着座姿勢推定を行ったことなどが挙げられる。

### 4 おわりに

本研究では、着座姿勢推定精度の向上のために、推定手法として Deep Learning を用いた実験を行なった。また、時間変化を考慮した着座姿勢推定手法の提案を行なった。今後の課題としては、本研究の実験では、Deep Learning のハイパパラメータの調整を行わなかったため、調整を行うことでさらに着座姿勢推定精度の向上を図ることができると考えられる。また、時間変化を考慮した前処理方法の実験を行い、蓄積するフレーム数、類似性の高いフレームの定義を検討する必要がある。

### 参考文献

- [1] 金田将英, 今野将. “センサー椅子を用いた姿勢推定手法の提案”. マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, Vol.2010, No.11, pp.63-65(2010.10);2010.
- [2] 金田将英, 今野将. “深度センサとセンサ椅子を用いた着座姿勢推定機能の設計と試作”. FIT2012 講演論文集, RM-002, pp.21-26, 2012.
- [3] Ying Zhao, George Karypis. “Comparison of Agglomerative and Partitional Document Clustering Algorithm”. Technical report No.02-014, University of Minnesota, 2002.
- [4] 遠田敦, 横田善夫, 岡正俊, 石川弘二, 生原悟, 林田和人, 渡辺仁史. “身体情報別に見た VDT 作業時の着座姿勢に関する研究その 2 身体情報が着座姿勢保持時間に与える影響”. 日本建築学会大会学術講演梗概集, E-1, pp.779-780, 2004.
- [5] H2O.ai. H2O. (<http://www.h2o.ai/>)(accessed 2016-12-31).