

機械学習による座圧センサを利用した着席者の疲労状態の解析

G20609 Li Yuchuan

足利大学 大学院 工学研究科 情報・生産工学専攻平石研究室

1. はじめに

本研究は、座圧センサを利用して着席者の疲労状態や集中状態の解析に関する研究である。座圧センサは椅子の上などの座面に敷いた状態で計測が可能であり、被験者に特別な装置を取り付ける必要はなく、より自然な状態で計測が可能である。本研究では4つの内容についての研究を実施した。1つ目は座圧センサによる疲労状態の解析である。センサから得られる重心座標の動きによって、利用者の疲労状態の解析を実施した[1]。2つ目は機械学習を利用した疲労状態の分析であり、代表的な3つの手法による分析を実施した[2]。3つ目は疲労軽減座布団の効果測定を実施した[3]。4つ目の内容は、自動車の搭乗者における実験を実施した。

2. 座圧センサを利用した疲労状態の把握

一般的に、座ったときの姿勢は、その人の性格や疲労の状態、集中の状態などを反映するものであり、着席時の利用者の状態を把握することで、その利用者の状況に合わせたサービスの実現が可能となる。本研究では、座圧センサーを利用することで、着席者の疲労状態の解析を行った。授業を受けている時の状況、レポート作成時の状況、コンピュータゲームを実行している状況の3つの状態でデータを収集し、解析を実施した。

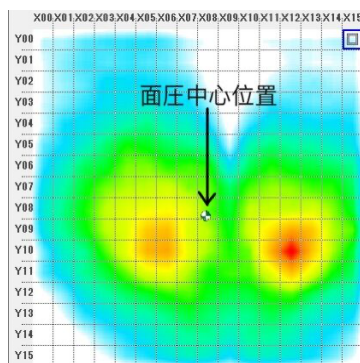


図1: 座圧測定画面

本研究では住友理工社製の圧力センサシート SR ソフトビジョンを使用した。座圧測定画面の一例を図

1に示した。センサは16x16の計256箇所の圧力分布を測定できる。また、座圧を測定した際の重心位置である面圧中心位置も測定可能である。

一般的に、筋疲労によって発生張力の低下、一定張力の保持に対する筋電図活動の増加の傾向が見られる[4]、つまり、疲労と共に、筋肉の動きが見られるようになり、一定に姿勢を保つことが難しくなる。また、集中していない時には、手を動かしたり、視線や顔を動かしたりするのが一般的である。疲労や集中の状態と重心位置の動きには関連がある。

今回の実験では、この面圧中心位置の座標(X,Y)に着目し、精神的な負荷が大きいと考えられる授業時やレポート作成時と、負荷の少ないと思われるコンピュータゲーム実行時の3パターンを二人の被験者に対して測定を行った。データは5秒間隔で測定し、それぞれ60分のデータを収集した。図2は被験者A, Bのゲーム時の結果を示した。それぞれ1分間の重心座標の標準偏差の変化の様子を示している。

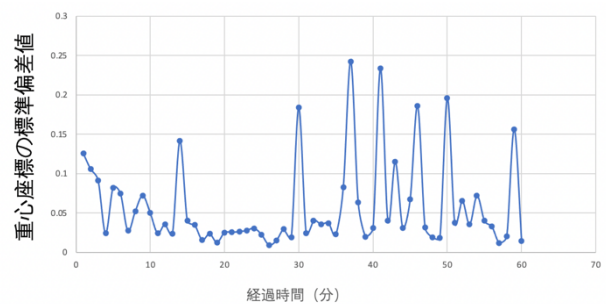
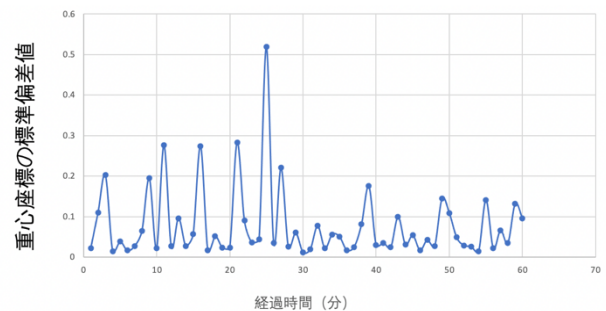


図2: ゲーム時(上:被験者A, 下:被験者B)

まず被験者Aの結果に着目すると、それぞれのグラフで、30分までとその後で特徴が変化していること

がわかる。ゲーム時の結果では、前半に極端に大きな値が現れている。これは被験者 A はゆっくりと集中するタイプであり、ゲームをする時にすぐに集中状態に入ることができなく、一定の時間を必要とすることがわかる。次に被験者 B の結果に着目すると、ゲーム時では 30 分度まで座圧が安定している。30 分程度で疲労が現れたことがわかる。ここで座圧測定中に立ち上がった場合には標準偏差の値が極端に大きくなる場合がある。そのため被験者 A のゲーム時の 25 分や、被験者 B のゲーム時の 15 分に現れた大きな値は疲労からくるものではなく、そうした動作によるものであると判断することができる。

座圧センサを利用して、面圧中心位置の変化を見ることができ、着席者の疲労の状態や集中の度合いを把握することができることがわかった。また、着席者によって疲労が現れるタイミングが異なることもわかった。

3. 機械学習を利用した疲労状態の分析

機械学習の手法を利用して、被験者の疲労の状態を自動的に分類できるかどうかを検証した。ここで図2の被験者 A の前半 30 分のデータは、値の変動が大きいため疲労状態(非集中状態)として分類し、後半 30 分のデータは変動が少ないため集中状態として分類した。このように二人の被験者の3状態のデータを全て、値の変動の様子にしたがって、集中状態と疲労状態の2つに、予じめ分類することで解析を実施した。

本研究でのデータの解析には機械学習ソフトウェアの WEKA[5]を使用した。データを3つのグループに分けて分析を行った。

- ケース1:被験者 A のゲーム時と被験者 B のゲーム時のデータからモデルを作成し、それ以外のデータを予測
- ケース2:被験者 A のゲーム時のデータからモデルを作成し、被験者 A のその他のデータを予測
- ケース3:被験者 A の全データからモデルを作成し、被験者 B 全てのデータを予測。

この3つのケースに対して、SVM (サポートベクターマシン), RF (ランダムフォレスト), LSTM (Long Short-Term Memory)による解析を実施した。その結果を表1に示した。

表1:解析の結果(%)

	SVM	RF	LSTM
ケース1	50.2	71.7	78.5
ケース2	35.8	72.8	75.0
ケース3	70.0	67.8	72.9

SVM の結果は最も精度の良かった線形カーネルの結果を示している。ケース 3 では比較的良好な結果が得られているが、それ以外のケースでは非常に悪い結果となっている。次に、RF では、全体として安定した結果が得られているが、ケース 3 では、やや低い精度となっている。これは、被験者 A のデータから被験者 B のデータを予測するものであり、集中や疲労の表れ方に個人差があるためであると考えられる。また、LSTM は、それぞれのケースにおいて最も良い精度が得られた。しかしながら、ケース 3 では若干精度が悪くなっており、同様の理由によるものであると考えられる。

本研究では、収集した2人の被験者の面圧中心位置のデータを、変動の大きさから、集中状態と疲労状態を分類し、3種類の機械学習手法を利用して、それらの状態を自動的に分類できるかどうかを検証した。その結果、LSTM を利用した場合には、70%以上の精度で、自動的に分類することが可能であるといった結果が得られた。

4. 疲労軽減型座布団の効果測定実験

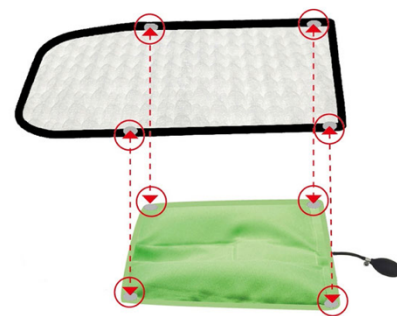


図3: 小池経編染工所の座布団

本研究では、有限会社小池経編染工所によって開発された疲労軽減型座布団(図3)を利用して実験を行なった。3人の被験者において、プログラムを勉

強している時、アニメを見ている時とポータブルゲームを実行している時のデータの測定を行った。座布団を利用した場合と利用していない状態で、それぞれ 60 分間のデータを収集した。

図 4 は被験者 A においてゲーム時の結果を示しており、図 5 は、被験者 B においてプログラムを勉強している時の結果、図 6 は被験者 C においてアニメを見ている時の結果を示している。それぞれ、上の図が座布団を使っていない状態で、下の図が座布団を使っている。それぞれ1分間の重心座標の標準偏差の変化の様子を示している。

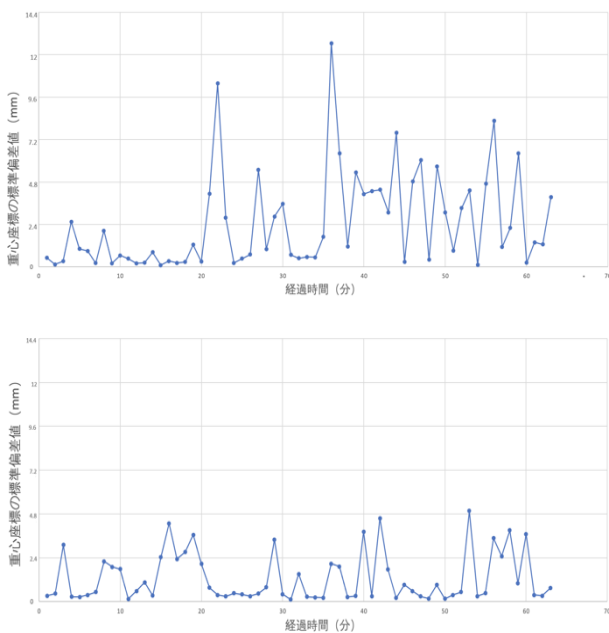


図 4: ゲーム時(上:座布団なし, 下:あり)

まず図 4 の被験者 A の座布団なしの結果に着目する。ゲームの時では 35 分程度まで座圧が安定しているが、35 分以降は座圧が乱れており、疲労が現れたことがわかる。しかし、座布団ありの結果では、全体的には座圧が安定していることがわかる。特に、座布団を使わない時と比較して 35 分以降においても疲労状態は明らかに軽減されていることがわかる。

次に、図 5 の被験者 B の結果に着目する。座布団なしの場合では、プログラムの勉強時では 20 分程度まで座圧が安定しているが、20 分から 35 分まで疲労が現れたことがわかる。しかし、35 分後に再び集中していることがわかる。座布団ありの結果に着目すると、全体的に座圧が安定している。そして、座布団を使わない時と比較して疲労状態は明らかに軽減されて

いることがわかる。

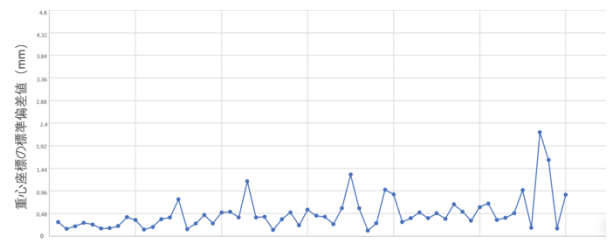
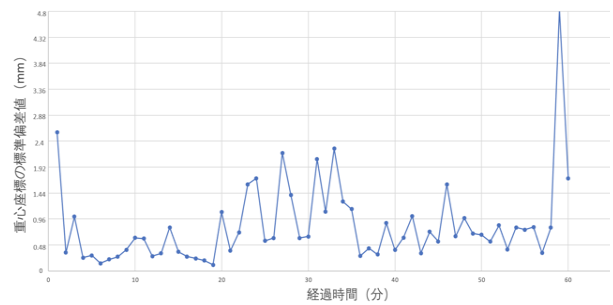


図 5: プログラム勉強時(上:座布団なし, 下:あり)

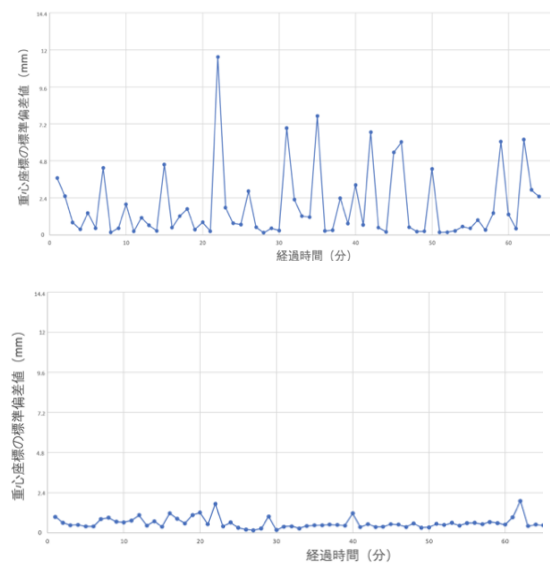


図 6: アニメ時(上:座布団なし, 下:あり)

最後に図 6 の被験者 C の結果に着目する。座布団なしの結果では、30 分程度まで座圧が安定しているが、30 分以降に疲労が現れたことがわかる。次に座布団ありの結果では、全体的には座圧が安定しており、座布団なしと比較して、30 分後の疲労状態は明らかに軽減されていることがわかる。

これまでの結果より、疲労軽減座布団を利用することで、重心座標のブレを抑えることができ、疲労軽減に効果があるといった結果をえることができた。

5. 自動車の搭乗者の疲労分析

足利大学から宇都宮までの 66.8 キロの経路でデータ収集を行なった。行きの状態では、前節で利用した疲労軽減座布団を利用せずにデータを収集し、帰りの時には、座布団を利用してデータを収集した。

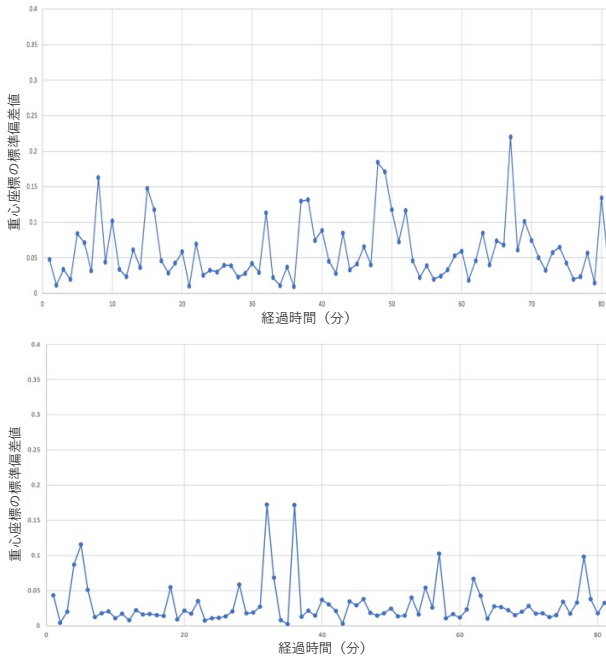


図 7: 運転時の結果(上: 行き, 下: 帰り)

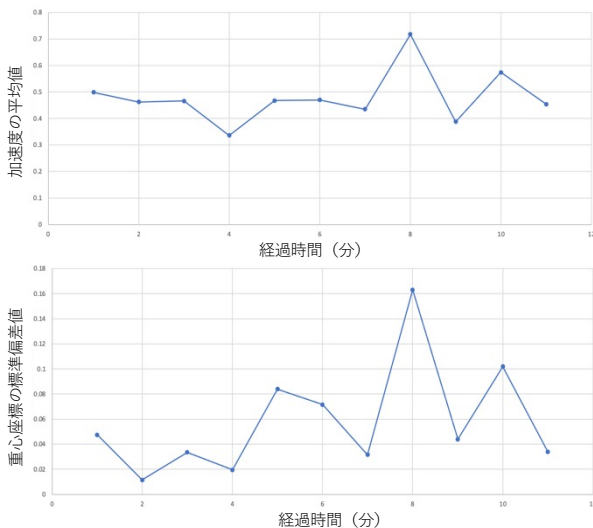


図 8: 運加速度(上)と重心座標の標準偏差(下)

結果は図 7 に示した。被験者の重心座標の変化には、疲労状態による変化に加えて、自動車の加速度や道路の影響が含まれると考えられるため、単純に判断できないが、帰りの座布団ありの時の標準偏差値が、行きの座布団なしの結果より、値が低いことがわかる。

図 8 は、自動車に取り付けたスマートフォンの加速度センサの値と座圧による重心座標の変化を比較したものである。加速度と重心座標の変化の 4 分と 8 分の動きが同じ傾向があり、この動きは人の疲労ではなく、車の動きによるものと判断することができる。

この結果から、明らかに重心座標の変化に自動車の加速度の影響があることがわかる。そのため、今後の研究では加速度を収集するプログラムを作成し、より詳細な分析が必要である。

6. まとめ

本研究は、座圧センサを利用して着席者の疲労状態や集中状態の解析を行なった。その結果、センサから得られる重心座標の動きによって、利用者の疲労状態を把握することが可能であることを明らかにした。また、機械学習手法の代表的な 3 つの手法による分析を実施し、LSTM が最も精度が高く、70% 以上の精度で疲労状態を分類することが可能であった。

さらに、疲労軽減座布団の効果測定を実施した。座布団により、重心座標の動きが抑えられ、疲労軽減に効果があることをデータにより明らかにした。そして、自動車の搭乗者における実験を実施した。その結果、車の動きによる影響を排除する必要性が明らかになった。

参考文献

- [1] Li Yuchuan, "座圧センサーを利用した着席者の疲労状態の解析", 大学コンソーシアムとちぎ, 第 17 回学生&企業研究発表会代替事業, 研究発表要旨集, pp.74-75, 2021.1.
- [2] Li Yuchuan, 平石 広典, "機械学習による座圧センサを利用した着席者の疲労状態の解析", 情報処理学会第 83 回全国大会, Vol.2, pp.491-492, 2021.3.
- [3] Li Yuchuan, "座圧センサによる疲労軽減型座布団の効果検証", 大学コンソーシアムとちぎ, 第 18 回学生&企業研究発表会予稿集, pp.88-89, 2021.11
- [4] 佐藤寿晃, 森直樹, 千葉登, 随意収縮および電気刺激による筋疲労後の筋電図学的解析, 山形保健医療研究, 第 9 号, pp.11-17, 2006.
- [5] Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten (2016). The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016.