



Hiraishi Lab.

Be interested in various things and challenge them...

<http://hiralab.jp/>

Hiraishi Laboratory

Ashikaga University

# 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

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

G20609 Li Yuchuan

## 背景

- 一般的に、座ったときの姿勢は、疲労の状態や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
- リモートワークやリモート授業などにおける集中度の把握や疲労時に休憩を促すことができる
- 自動運転車が普及した際には、搭乗者の疲労を把握して休憩を行うことができる。

# 本研究の内容

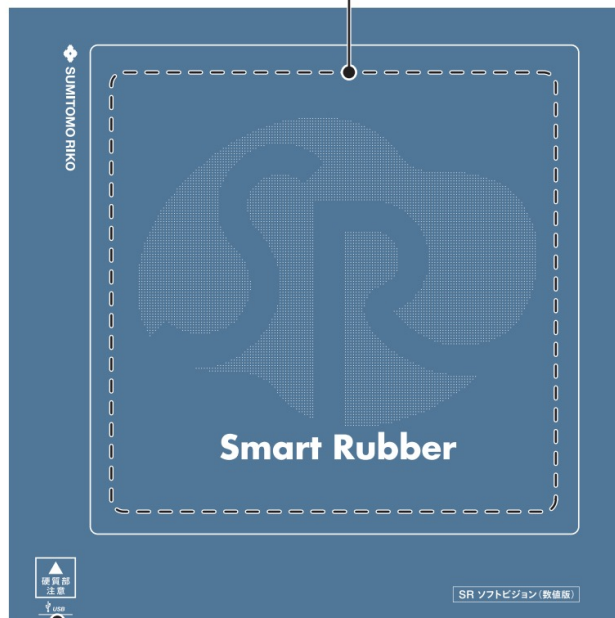
1. 座圧センサを利用した疲労状態の把握
2. 機械学習を利用した疲労状態の分析
3. 疲労軽減型座布団の効果測定実験
4. 自動車の搭乗者の疲労分析

# 1. 座圧センサを利用した疲労状態の把握

- 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三つの状態でデータを収集し、解析を実施した。

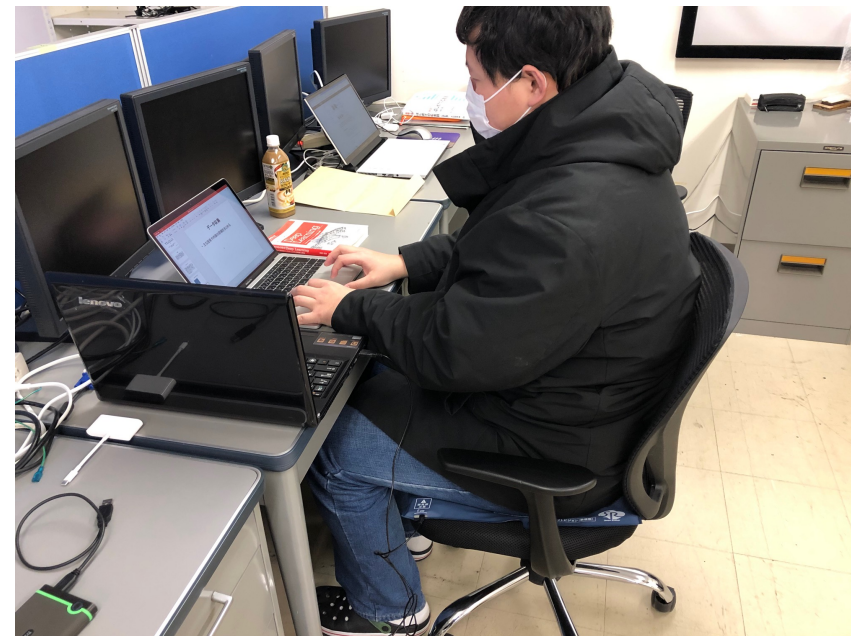
# 座圧センサ

センサ面36cmX36cm



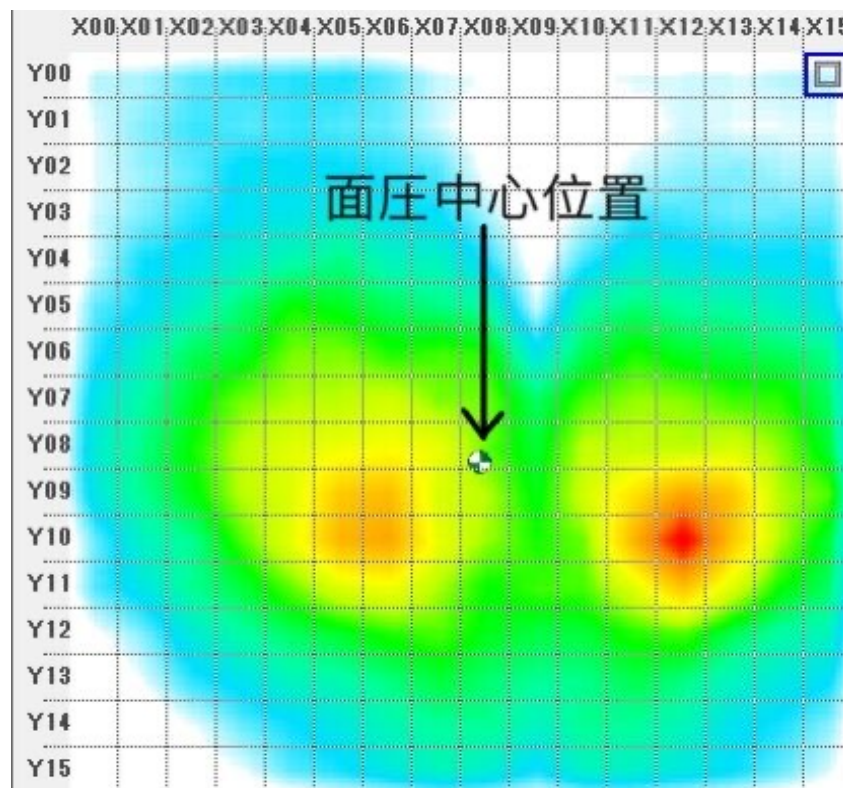
USBケーブル(コネクタ)接続部  
USBコネクタを接続します。

## SRソフトビジョン



## データ収集の様子

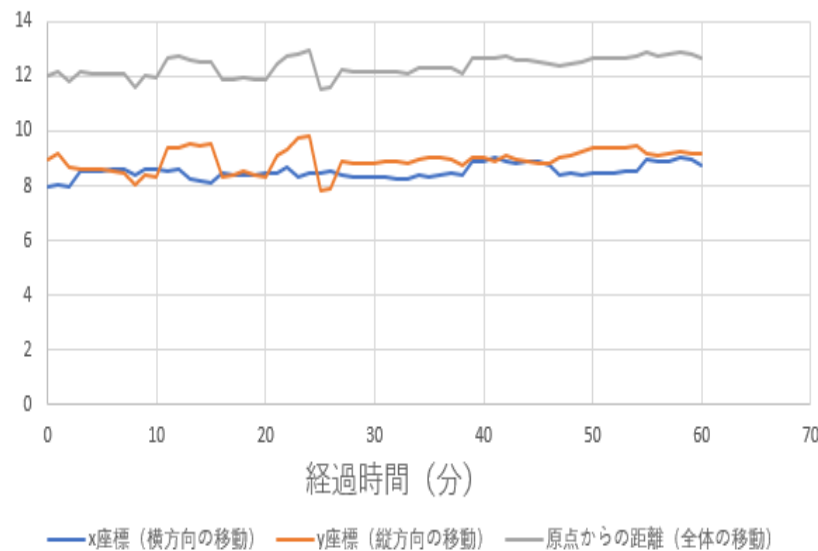
# 測定画面



- センサは16x16の計256箇所  
の圧力分布を測定できる.  
(単位はmmHg)  
センサの間隔は2.4センチ
- 図でX座標は着席時の横方向を示しており、Y座標は縦方向を示している。
- ここで座圧の重心座標の動きを解析する。

座圧測定画面

# グラフ化

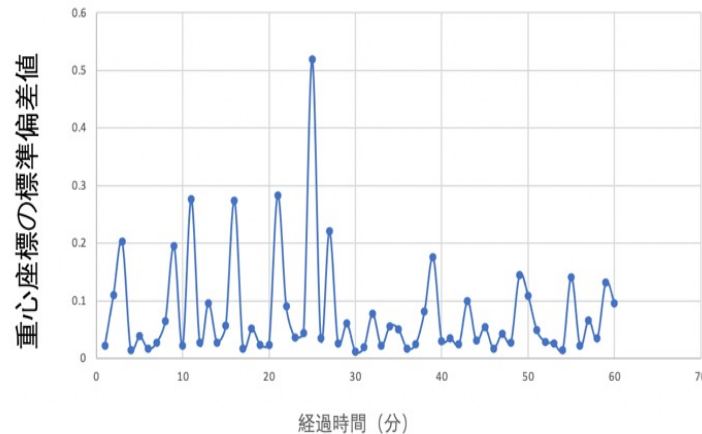


- 図は被験者Aがゲームをしている際の座圧を測定したものである。横軸は経過時間を分単位で示したものであり、縦軸は重心座標の平均値を示している。データは5秒間隔で測定しており、1分間の平均値を示している。値は座圧測定画面で示した座標値の平均であるため単位はない。

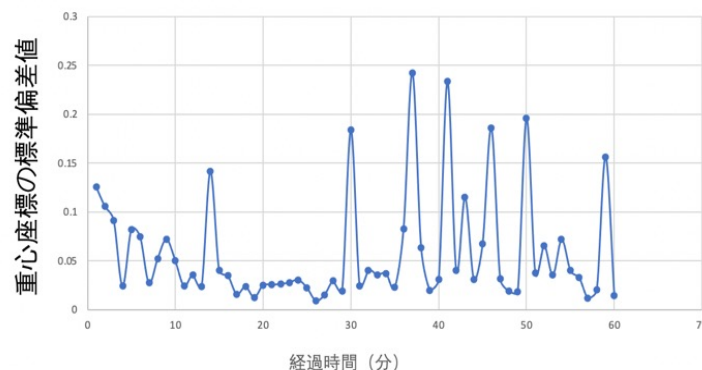
## 疲労と集中の関連

- 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（負荷）に対する筋電図活動の増加（振幅と頻度）の傾向が見られる [佐藤，2006]
- 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





被験者Aのゲーム時の標準偏差

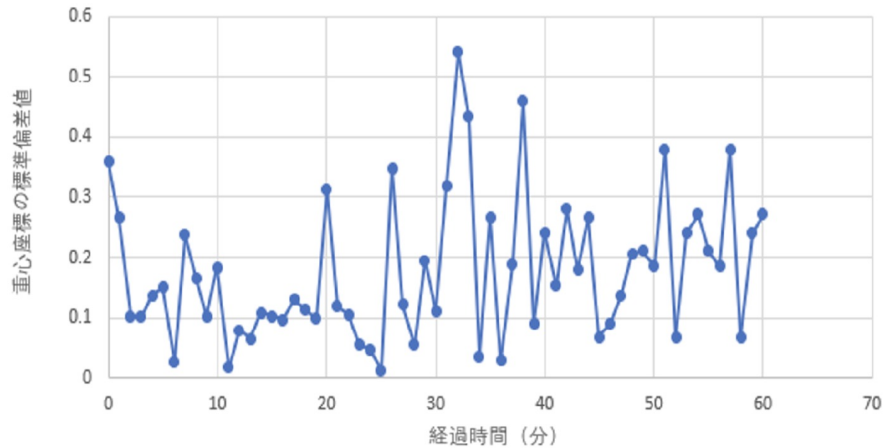


被験者Bのゲーム時の標準偏差

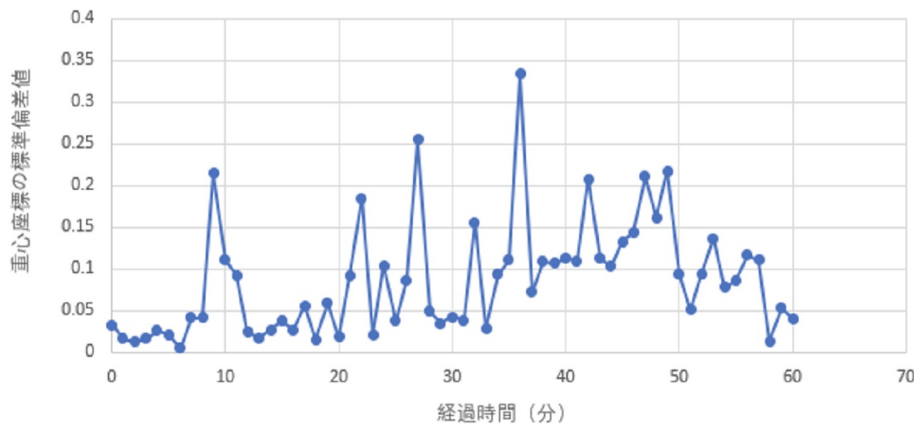
- まず被験者Aの結果に着目する。それぞれのグラフで、30分までと、その後で特徴が変化していることがわかる。ゲーム時の結果では、前半に極端に大きな値が現れている。これは被験者Aは、ゆっくりと集中するタイプであり、ゲームをする時にすぐに集中状態に入ることができなく、一定の時間を必要とすることがわかる。
- 次に被験者Bの結果に着目すると、ゲームの時では、30分度まで座圧が安定している。30分程度で疲労が現れたことがわかる。



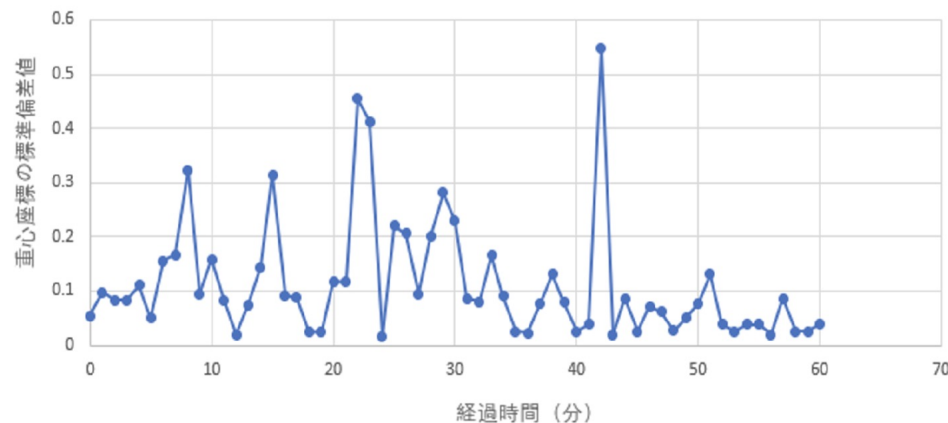
# 授業時の標準偏差



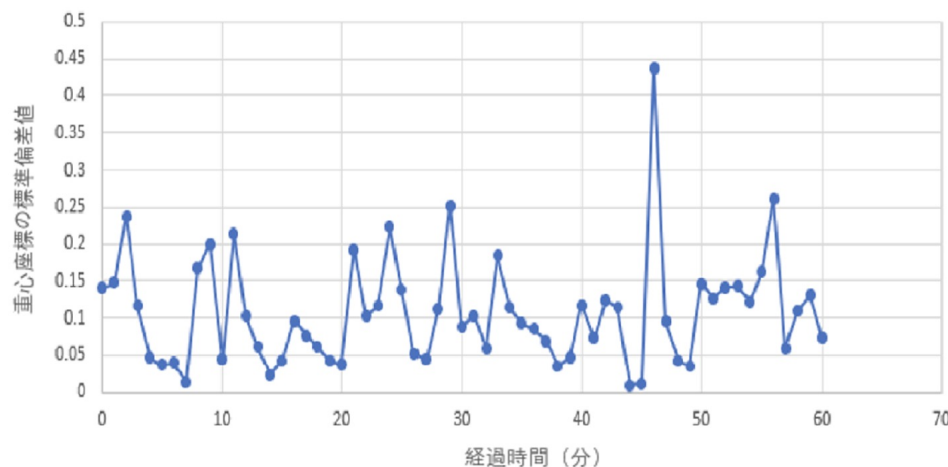
- 被験者Aでは、授業時には、30分程度までは座圧が安定しているが、それ以降には座圧が乱れており、疲労が現れた結果が得られた。
- 被験者Bでは、授業時には20分程度で座圧の乱れが生じており、20分程度で疲労が現れるといった結果が得られた。



# レポート時の標準偏差



- 被験者Aでは、ゲーム時と同様に、最初の30分までは座圧が安定せず、ゆっくりと集中に入るといった結果がえられた。
- 被験者Bでは、30分程度までは座圧が安定せず、被験者A同様に、集中に時間を要するといった結果が得られた。



## テーマ1のまとめ

- 本研究では、座圧センサーを利用して、面圧中心位置の変化を見ることで、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っていることもわかった。

## 2. 機械学習を利用した疲労状態 の分析

- 座圧の重心座標の動きを解析することで、被験者の疲労の状態を把握することができると考えらる。
- ここでは、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。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、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二つに、予じめ分類することで解析を実施した。

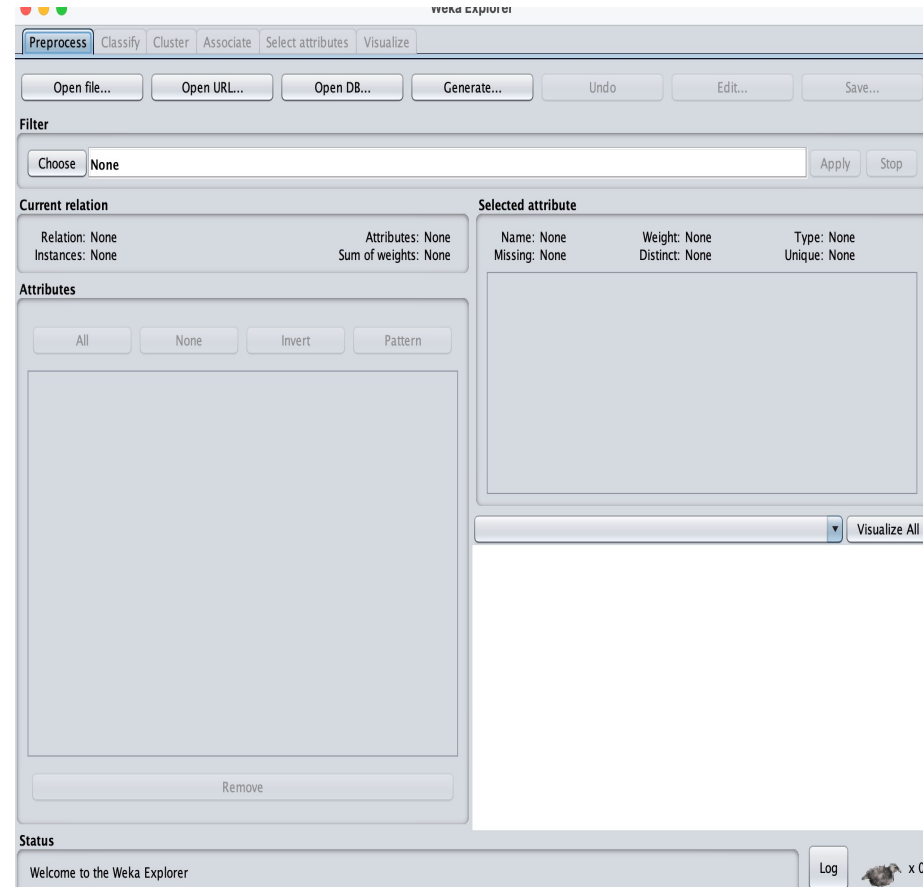
## データの定義

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
1	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	S											
2	0.021622	0.110011	0.202373	0.014862	0.039008	N											
3	0.110011	0.202373	0.014862	0.039008	0.016552	N											
4	0.202373	0.014862	0.039008	0.016552	0.027278	N											
5	0.014862	0.039008	0.016552	0.027278	0.0648	C											
6	0.039008	0.016552	0.027278	0.0648	0.194489	C											
7	0.016552	0.027278	0.0648	0.194489	0.022192	C											
8	0.027278	0.0648	0.194489	0.022192	0.276142	C											
9	0.0648	0.194489	0.022192	0.276142	0.026787	C											
10	0.194489	0.022192	0.276142	0.026787	0.096099	N											
11	0.022192	0.276142	0.026787	0.096099	0.027241	N											
12	0.276142	0.026787	0.096099	0.027241	0.056648	N											
13	0.026787	0.096099	0.027241	0.056648	0.274195	N											
14	0.096099	0.027241	0.056648	0.274195	0.017052	N											
15	0.027241	0.056648	0.274195	0.017052	0.052065	N											
16	0.056648	0.274195	0.017052	0.052065	0.023043	N											
17	0.274195	0.017052	0.052065	0.023043	0.023973	N											
18	0.017052	0.052065	0.023043	0.023973	0.28285	C											
19	0.052065	0.023043	0.023973	0.28285	0.090008	C											
20	0.023043	0.023973	0.28285	0.090008	0.03629	C											
21	0.023973	0.28285	0.090008	0.03629	0.044215	C											
22	0.28285	0.090008	0.03629	0.044215	0.51931	N											
23	0.090008	0.03629	0.044215	0.51931	0.035047	N											
24	0.03629	0.044215	0.51931	0.035047	0.220669	N											
25	0.044215	0.51931	0.035047	0.220669	0.0257	N											
26	0.51931	0.035047	0.220669	0.0257	0.060901	N											
27	0.035047	0.220669	0.0257	0.060901	0.011943	N											
28	0.220669	0.0257	0.060901	0.011943	0.019258	N											
29	0.0257	0.060901	0.011943	0.019258	0.07698	C											
30	0.060901	0.011943	0.019258	0.07698	0.022048	C											
31	0.011943	0.019258	0.07698	0.022048	0.056217	C											
32	0.019258	0.07698	0.022048	0.056217	0.050422	C											
33	0.07698	0.022048	0.056217	0.050422	0.01689	C											
34	0.022048	0.056217	0.050422	0.01689	0.02524	C											
35	0.056217	0.050422	0.01689	0.02524	0.080906	C											
36	0.050422	0.01689	0.02524	0.080906	0.175402	C											
37	0.01689	0.02524	0.080906	0.175402	0.029378	C											
38	0.02524	0.080906	0.175402	0.029378	0.035425	C											
39	0.080906	0.175402	0.029378	0.035425	0.024373	N											
40	0.175402	0.029378	0.035425	0.024373	0.099516	N											
41	0.029378	0.035425	0.024373	0.099516	0.031024	N											
42	0.035425	0.024373	0.099516	0.031024	0.054246	C											
43	0.024373	0.099516	0.031024	0.054246	0.017032	C											
44	0.099516	0.031024	0.054246	0.017032	0.043045	C											
45	0.031024	0.054246	0.017032	0.043045	0.027339	C											
46	0.054246	0.017032	0.043045	0.027339	0.144438	C											
47	0.017032	0.043045	0.027339	0.144438	0.1088	C											

## データ3つのグループ

- 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.

# WEKA





# 解析の結果

	SVM (linear)	RANDOMFOREST	LSTM
被験者A game&被験者B gameからothers予測	50.2%	71.7%	78.5%
被験者A gameから被験者A class&report予測	35.8%	72.8%	75.0%
被験者A allから被験者B all予測	70.0%	67.8%	72.9%

- まずSVMの結果では、ケース3では比較的良い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、Random Forest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においては、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。

## テーマ2のまとめ

- 本研究では座圧センサーを利用して、2人の被験者の面圧中心位置の変化のデータを収集した。そのデータの変動の大きさから、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、それらの状態を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。

# 3. 疲労軽減型座布団の効果測定実験

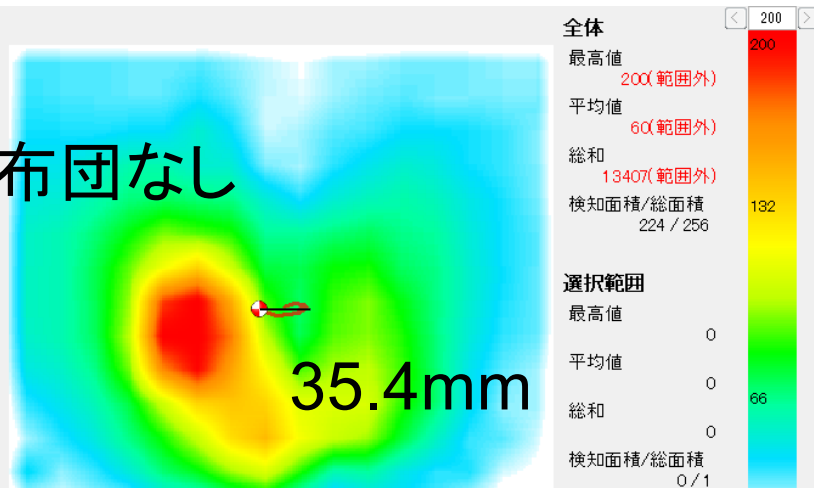
- 本研究では、座圧センサを利用することで、疲労軽減型座布団の効果の検証を行った。
- 被験者3人において、プログラムを勉強している時の状況、アニメを見ている時の状況、ニンテンドースイッチゲームを実行している状況でデータを収集し、解析を実施した。

# 小池経編染工所の座布団

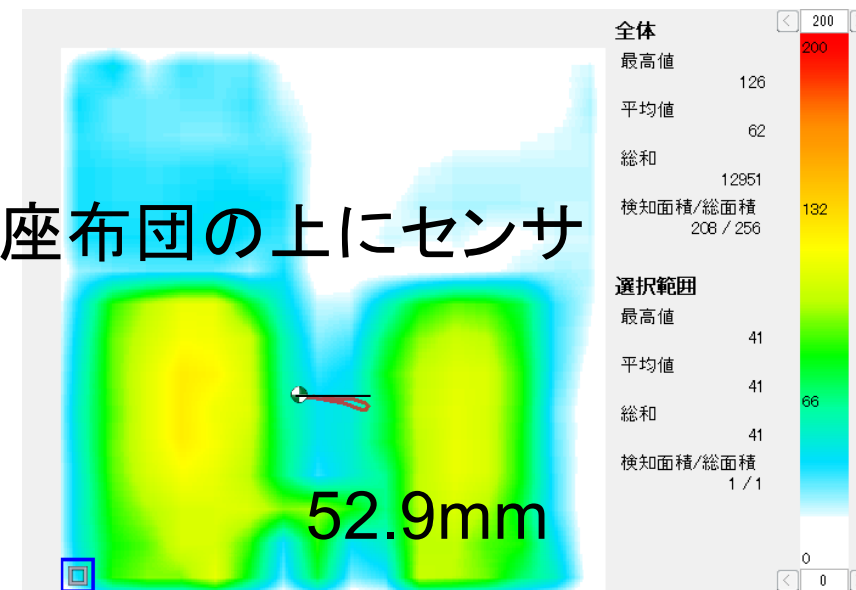


# 座布団とセンサの配置

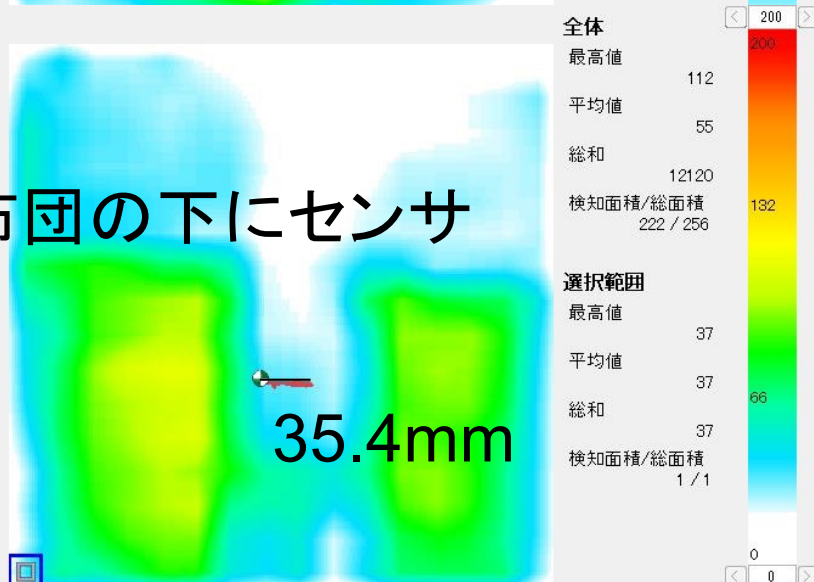
座布団なし



座布団の上にセンサ

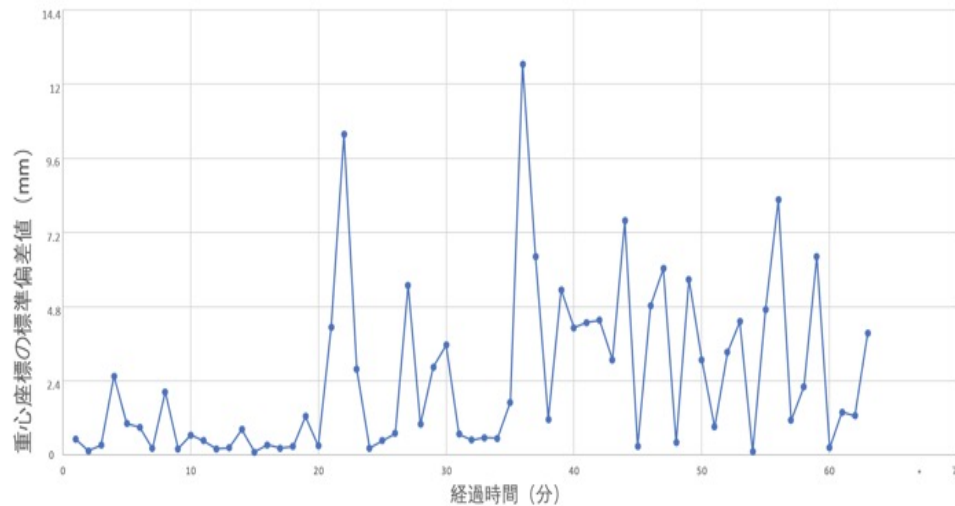


座布団の下にセンサ



座布団の下にセンサを配置することで、座布団がない時と全く同じように重心位置の計測が可能

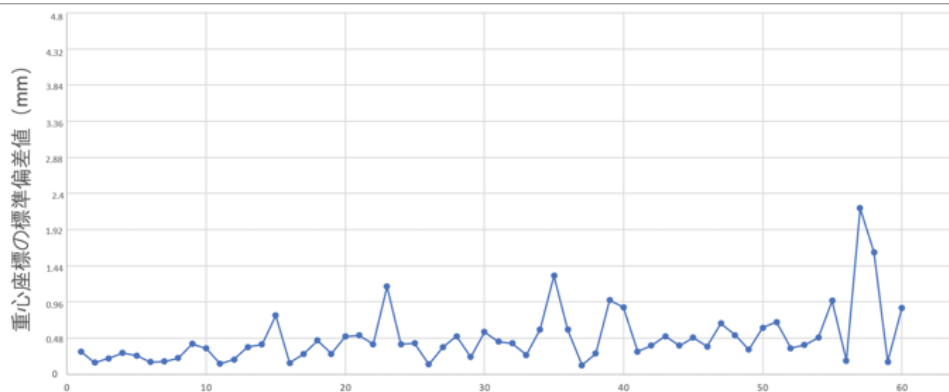
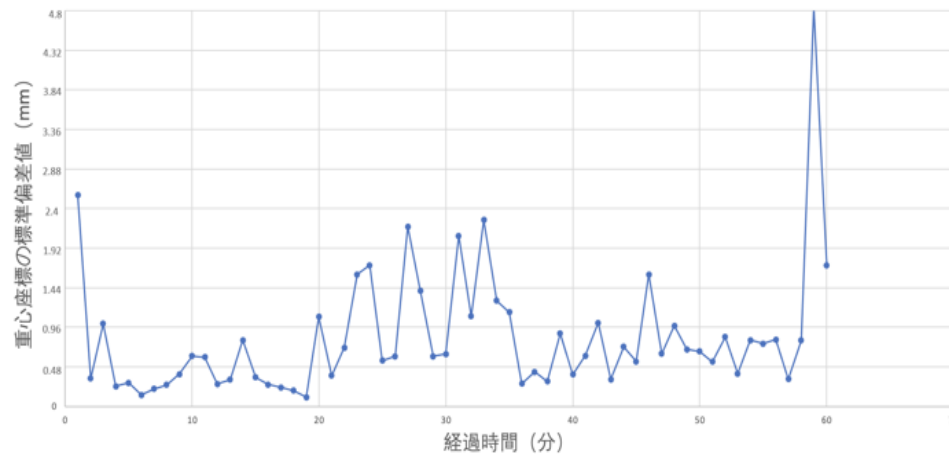
# 被験者A ゲーム時の標準偏差



被験者Aゲーム時の標準偏差

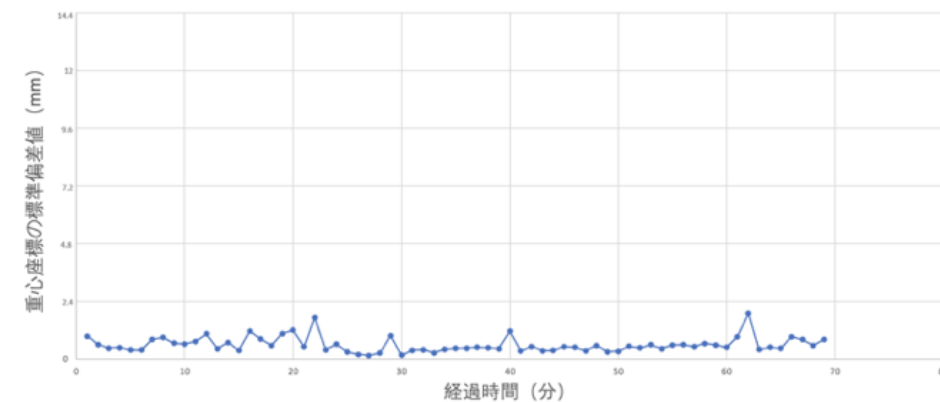
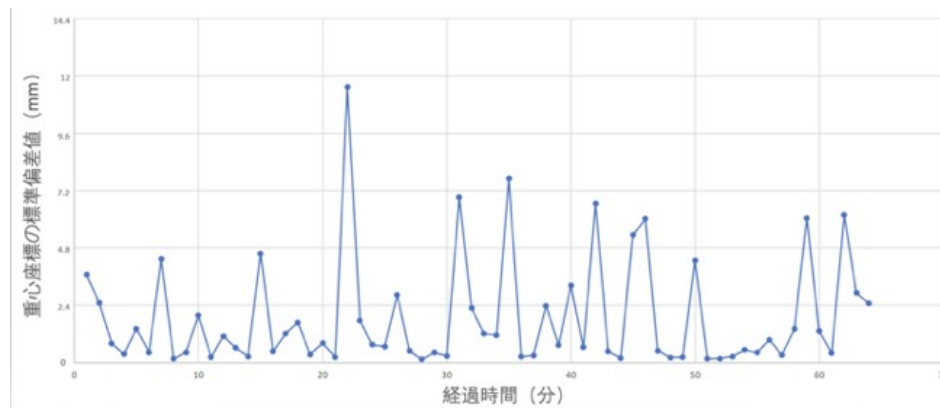
- 座圧測定中に立ち上がったたりした場合には標準偏差の値が極端に大きくなる場合がある。
- 例えば、上図の22分や36分に現れた大きな値は、疲労からくるものではなく、そうした動作によるものであると判断することができる。
- ゲームの時では35分程度まで座圧が安定しているが、35分以降は、座圧が乱れており、疲労が現れたことがわかる。
- 下図の結果に着目すると、全体的には座圧が安定していることがわかる。
- 特に、座布団を使わない時と比較して35分以降においても疲労状態は明らかに軽減されていることがわかる。

# 被験者Bプログラム勉強時の標準偏差



- 上図において、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。下図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。

# 被験者Cアニメを見る時の標準偏差



- 上図のアニメを見る時では、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。
- 次に下図の結果に着目すると、全体的には座圧が安定しており、座布団を使わない時と比較して、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、疲労軽減型座布団によって、重心位置のブレを抑えることが可能であり、疲労軽減に効果があるものと思われる。



# 機械学習によるデータ分析

- ここでは、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。
- テーマ2で作成した分類モデル(LSTM)を使用して、座布団使用時のデータの分類を実施した。
- それにより、何%のデータが疲労していない状態と判断されるかを検証した

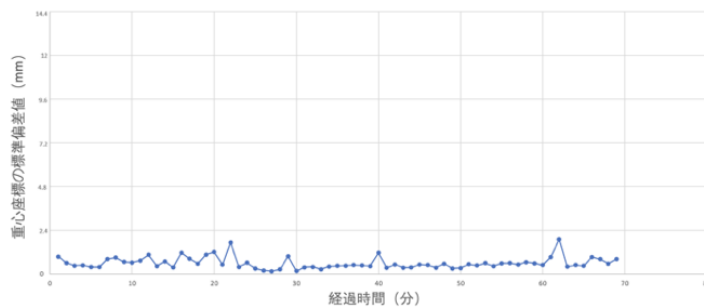
# 解析の結果

プログラムを勉強している



アニメを見ている

98.3% 疲労していない状態と判断



ゲームを実行している

100% 疲労していない状態と判断

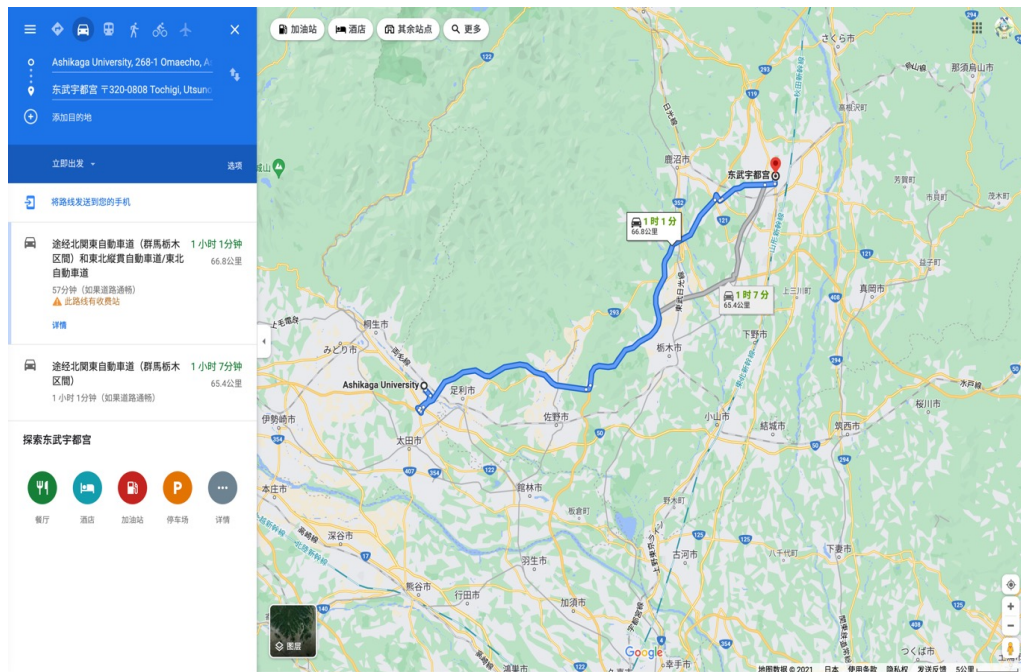


71% 疲労していない状態と判断

## テーマ3のまとめ

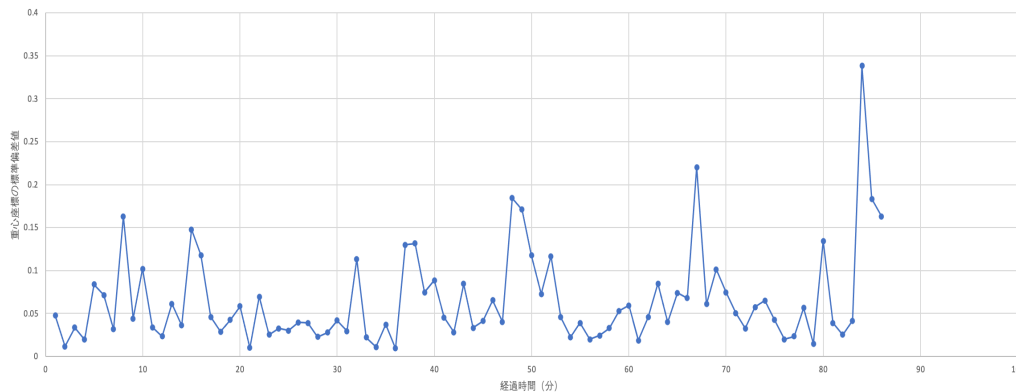
- 本研究では、座圧センサを利用して疲労軽減座布団の効果の検証を行なった。
- 重心座標の変化を見ることで、疲労の度合いを把握することができる。
- 負荷の異なる3つの状態で実験を行なった結果、疲労軽減座布団を利用することで、重心座標のブレを抑えることができ、疲労軽減に効果があるといった結果をえることができた。
- テーマ2で作成した分類モデルを適用した結果、高い割合で、疲労していない状態と判断された。

# 4. 自動車の搭乗者の疲労分析

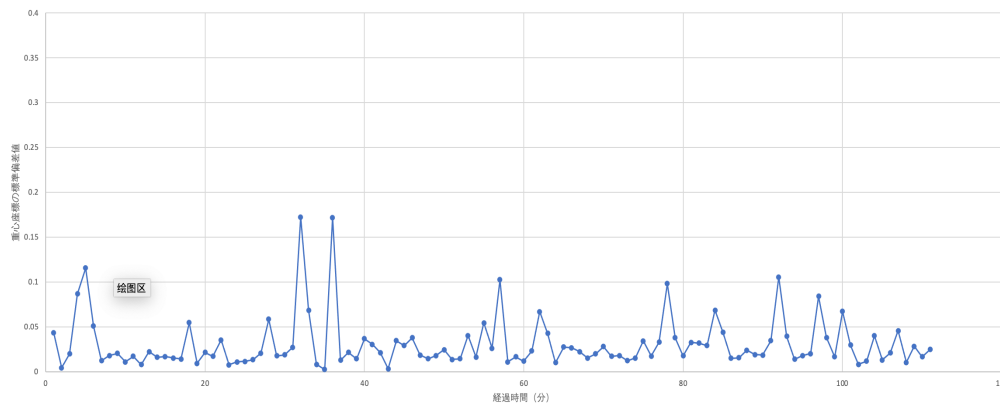


● 運転時の線路は図で示した, 合計66.8キロの線路でデータを収集した. 出発時は足利大学から宇都宮までは座布団を利用しないの状態でやりまます. 帰る時は座布団を利用してデータを収集する.

# 運転時の標準偏差



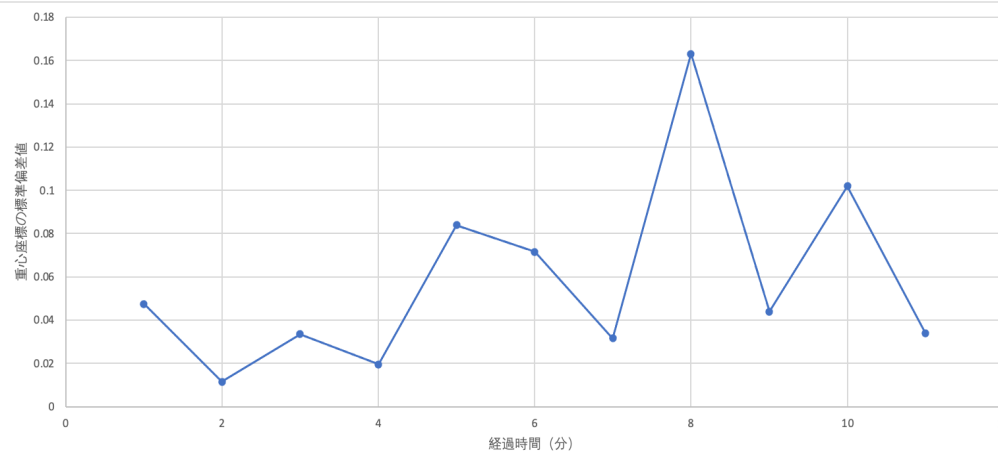
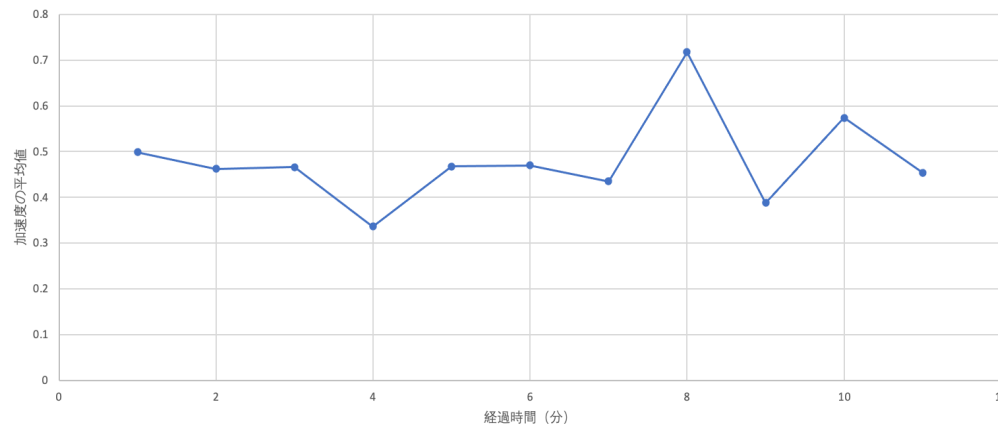
足利大学から宇都宮まで(座布団なし)



宇都宮から足利大学まで(座布団利用)

- 実験の結果は左の図に示した. 車を運転する時には, 車自身の加速度, 道路の渋滞, 往復の疲労状態自体が違っているため, 簡単に判断できません. でも上の図と下の図を比べると, 座布団を使う時の標準偏差値が座布団を使っていない時より低いことがわかる.

# 加速度と疲労データの比較



- 今回は車の加速度と疲労状態を約10分間のデータを比較した。図を見ると、加速度と疲労データの4分、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、車の動きと判断することができる。このデータから加速度は人間の疲労と一定の関係があるため、今後の研究では加速度を収集するプログラムを作成し、より詳細な収集と分析が必要である。

## テーマ4のまとめ

- 自動車の搭乗者の座圧センサの分析を行った
- 疲労軽減型座布団により重心座標の動きを抑えることができ疲労軽減に効果があることが示された
- また自動車に設置したスマートフォンの加速度センサの分析により自動車の動きが、重心座標の動きに影響を及ぼすことがわかった

## 全体のまとめ

1. 座圧センサの重心座標の標準偏差により疲労状態の把握が可能である
2. 機械学習を利用した疲労状態の分類が可能であり, LSTMが最も精度が高い
3. 本手法により疲労軽減型座布団の効果測定が可能である
4. 自動車の搭乗者の疲労の分析において, 自動車の動きの影響があることを明らかにした.



# 発表論文

- (テーマ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, 第17回「学生&企業研究発表会」代替事業, 2020年度大学コンソーシアムとちぎ 研究発表要旨集, pp.74-75, 2021.1.(努力賞受賞)
- (テーマ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.
- (テーマ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.(地域経済貢献賞受賞)



ご清聴ありがとうございます