

# 機械学習による車シートの体圧分布の解析

## Analysis of Body Pressure Distribution on Car Seat by Machine Learning

1w130556-5 森田 隼司 指導教員 河合 隆史 教授  
MORITA Shunji Prof. KAWAI Takashi

概要: 本研究は、教師ありディープラーニングにより体圧分布の測定値データから実験参加者の体型や着座したシート、官能評価といったシートに関わる特性を抽出することを目的に解析を行ったものである。解析には 19 種類のシートを用い、実験参加者 18 名の体圧分布の数値データを用いた。また、測定の際に各シートのクッション性や快適性を問う 9 項目からなるアンケートにより、官能評価を同時に行った。解析の結果、体圧分布データから、体型やシートの種類を極めて高い精度で判定できることが分かった。その一方で、官能評価の項目についてはおおそクッション性に関わる項目についての正解率が比較的高かった。本研究の解析結果により、新規にシートを開発した際にそのシートの特性が既存のどのシートに近いかを推定し、さらにその既存シートがどのような評価をされているかを解析することで、シート開発現場での本解析の応用が期待される。

キーワード: 体圧分布、車シート、機械学習、ディープラーニング、特性抽出

Keywords: Body distribution, Car seat, Machine Learning, Deep Learning, Feature Extraction

### 1. はじめに

筆者らの過去の研究<sup>1)</sup>において、ビッグデータである体圧分布の生データを実験参加者の体型によって分類する際に、ディープラーニングが有用であることが分かった。そこで、さらに本研究では教師ありディープラーニングにより体圧分布の生データから実験参加者の体型や着座した車種、実験参加者の官能評価といった特性を抽出することを目的に解析を行った。

### 2. 使用データ

実験には実車に用いられるシートを 19 種用意し、実験参加者 18 名に対して 19 種全てについての体圧分布を測定した。実際に測定した体圧分布図を図 1 に示す。測定実験から得られた実験参加者の座面および背面の体圧分布データを統合したデータをディープラーニングにおける学習データに用いた。この際、座面 40×40 のデータおよび背面 48×48 のデータをそれぞれ 1 行のベクトルに変換し、この 2 つを統合して 1 行 3904 次元のベクトルとし、計 342 のデータの分類を行った。実験参加者の身長と体重を表 1 に示す。同時に、着座時のシートについて 7 件法を用いた主観評価を行った。このアンケートは財団法人姿勢研究所と早稲田大学野呂研究室の共同研究により開発された座感チェックシートを参考に作成した。

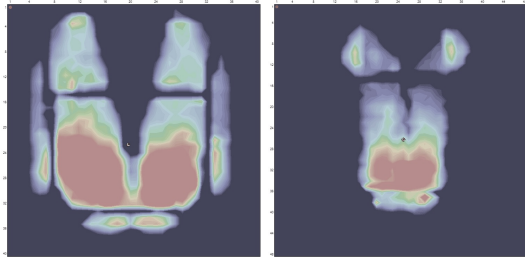


図 1 実際の体圧分布図

表 1 実験参加者の身長と体重

実験参加者	身長(cm)	体重(kg)	性別
MA	171.3	67.1	男性
MB	178.7	102.6	男性
MC	174.2	78.2	男性
ME	174.4	62.9	男性
MF	167.4	66.6	男性
MG	171.2	57.5	男性
MI	171.2	77.6	男性
MJ	167.8	58.5	男性
MK	164.8	54.8	男性
ML	182.7	71.3	男性
MO	165.9	121.6	男性
FA	144.0	38.8	女性
FB	150.0	35.7	女性
FC	156.7	45.9	女性
FD	157.7	44.4	女性
FE	161.4	51.2	女性
FF	161.5	59.2	女性
FG	156.9	56.1	女性

### 3. 解析について

#### 3.1. 解析手法

入力とラベル(出力)をセットにして入力データとして与える、教師ありディープラーニングの手法を採用した。本解析は R3.3.2 の h2o (パッケージ)により行われた。設計において、隠れ層は 3 層、そして各隠れ層におけるユニット数は 200 に設定した。隠れ層における Dropout を採用し、比率 0.5 において適用した。また、活性化関数は tanh を採用した。なお、342 あるデータのうち、ランダムに 300 データをトレーニング用データとして学習させ、残る 42 データを検証用のデータとして用い、その正解率により学習結果を評価した。

### 3.2. ラベルについて

体型、シートの種類、官能評価 9 項目をラベルとしてそれぞれ学習させた。体型、官能評価についてのラベルの定義を表 2 に示す。

表 2 各ラベルの定義

ラベル	定義
体型	人体計測データベースを元に身長体重の女性 5%ile 以下を S, 男性 95%ile 以上を L, 中間を M として S, M, L の 3 つに設定
シートの種類	19 種類あるシートをそれぞれ 1 つの項目として、19 に設定
深く沈みこむ感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として、negative, neutral, positive の 3 つに設定
ソフトな感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として、negative, neutral, positive の 3 つに設定
跳ね返る感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として negative, neutral, positive の 3 つに設定
食い込む感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として negative, neutral, positive の 3 つに設定
冷たい感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として negative, neutral, positive の 3 つに設定
蒸れる感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として negative, neutral, positive の 3 つに設定
心地良い感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として negative, neutral, positive の 3 つに設定
不快な感じ	回答における 1, 2 を negative, 3, 4, 5 を neutral, 6, 7 を positive として negative, neutral, positive の 3 つに設定

### 4. 結果と考察

ラベルごとにテスト用の 42 データを用いてテストを行った結果の正解率を表 3 に示す。

表 3 各ラベルの正解率

ラベル	正解率	正解数
体型	1.00	42/42
シートの種類	0.976	41/42
深く沈みこむ感じ	0.619	26/42
ソフトな感じ	0.738	31/42
跳ね返る感じ	0.786	33/42
食い込む感じ	0.810	34/42
冷たい感じ	0.762	32/42
蒸れる感じ	0.738	31/42
心地良い感じ	0.595	25/42
不快な感じ	0.643	27/42

体型、シートの種類をラベルとした際に極めて高い精度で判定できることが分かった。いずれもラベルに基づく体圧分布の特性を的確に見出し学習できていると考えられる。官能評価各項目のラベルについて、「食い込む感じ」「跳ね返る感じ」「ソフトな感じ」のクッション性に関わる3項目、および「冷たい感じ」「蒸れる感じ」の快適性に関わる2項目が正解率70%~80%程度となった一方で、クッション性に関わる項目である「深く沈みこむ感じ」、快適性に関わる項目である「心地よい感じ」、「不快な感じ」、「総合評価」については正解率が60%程度にとどまった。主観的な評価である官能評価と客観的なデータである体圧分布との差が小さいものほどディープラーニングにおける正解率が高くなると考えられる。また、各人の嗜好が大きく影響する快適性については体圧分布のデータによって一般化したり特性を見出したりすることは難しく、それゆえディープラーニングの学習の質を下げていると考えられる。

### 5. まとめ

本研究ではディープラーニングにより車シートの体圧分布の測定値データから実験参加者の体型や着座したシートの種類、実験参加者の官能評価といった特性を抽出することを目的に解析を行った。その結果、体型およびシートの種類については正解率が高く、一方で官能評価項目については、おおそクッション性に関わる項目についての正解率が比較的高かった。今後これらの知見を活かし、本モデルを改良していくことでシート開発現場での応用が期待される。

### 参考文献

- 1) 森田 他:車のシートに関する体圧分布の分類方法の提案、ヒューマンインターフェースシンポジウム 2016, p369-p374, 2016.