

# 加速度センサを用いた階段利用者人および歩行方向の推定

羽田優太 \* · 大佛俊泰 \*\* · 田頭まき \*\* · 伊山潤 \*\*\* · 福島佳浩 \*\*\*

Estimation of the Number of People and Walking Direction on Stairs Using Acceleration Sensors

Yuta HANEDA, Toshihiro OSARAGI, Maki TAGASHIRA, Jun IYAMA, and Yoshihiro FUKUSHIMA

**Abstract:** To reduce confusion during evacuations at the time of a disaster, it is crucial to grasp the human distribution in a building and propose effective evacuation plans. In this paper, we propose a method to estimate the number of people and their walking direction from the walking-induced vibration of stairs. First, we analyze the relationship between the number of walkers and stair vibration. Next, using a neural network model, we estimate the number of people and their walking direction using the acceleration sensor data.

**Keywords:** 加速度センサ (acceleration sensor), 歩行振動 (walking vibration), 階段 (stairs), 建物内滞留者 (population distribution in a building), 歩行実験 (walking experiment), 機械学習 (machine learning)

## 1. はじめに

近年、建物のIoT化に伴い、建物の状態に関する様々なデータがリアルタイムに取得可能となった。これらのデータを活用し、建物内滞留者分布を把握できれば、災害発生時の効果的な避難指示や救助活動などが可能になると考えられる。筆者らはこれまで、加速度データをもとに階段利用者人数を推定する方法について検討してきた(羽田ら, 2021)。しかし、建物内滞留者分布を把握するには、階段利用者人数に加え、歩行方向の推定が必要である。そこで本稿では、加速度データから階段利用者人数および歩行方向を推定する方法について検討する。具体的には、まず、機械学習を行うために必要となる豊富な歩行とセンサ挙動に関するデータを、観測ではなく、シミュレーションによって作成するため、歩行モデルおよびセンサ反応モデルを作成する。次に、これらのモデルを用いて疑似的な歩行データを作成し教師データとすることで、方向別歩行者数の推定モデルを構

築し、その推定精度を検証する。

## 2. 歩行計測と評価指標の抽出

### 2.1. 加速度センサの概要

東京工業大学緑が丘1号館の階段室内に計20個のセンサユニットを設置し、加速度の常時計測を行う(図1)。データ取得頻度は任意に設定可能であるが、本研究では、歩行者の振動成分が観測でき、データ送信負荷が許容範囲内である125[Hz]を使用する。

### 2.2. 計測データの概要

歩行者数と加速度データの関連を明らかにするため、観測調査および歩行実験を行い、通過人数と紐づいた加速度データを取得した(図2)。ここでは、加速度センサが設置されている段板部(図1(a)オレンジ部)を一定時間内に通過した人数をその時間の通過人数と定義する。

### 2.3. W値および $S_w$ 値の定義

加速度に基づく新たな評価指標としてW値な

\* 学生会員 東京工業大学環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)

〒152-8550 東京都目黒区大岡山2-12-1 E-mail:haneda.y.aa@m.titech.ac.jp

\*\* 正会員 東京工業大学環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)

\*\*\* 正会員 東京大学大学院工学系研究科 (The University of Tokyo)

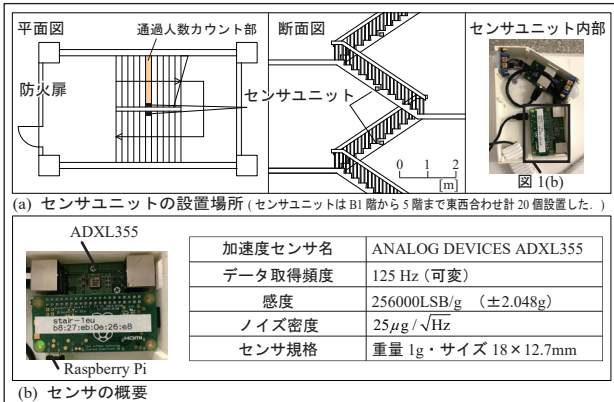


図1 加速度センサの概要

日時	2020年8月21日9時~14時	観測調査 [組]	1	2	3	4	6	7	合計
内容	目視でセンサ部の通過人数をカウント※	通過人数 [人]	125	10	5	1	0	0	141
場所	東京工業大学緑が丘1号館東側階段1階から2階にかけて	歩行実験 [組]	22	39	41	42	36	8	188
		合計 [組]	147	49	46	43	36	8	329

(a) 観測調査の概要 (b) 計測データの概要 ※歩行実験では、観測調査で十分なサンプルが得られなかった多人数歩行時の加速度データを取得した

図2 観測調査と歩行実験の概要

らびに  $S_w$  値を定義する (図3(a)(b)). これらは、階段の段板の揺れを評価する指標であり、比較的良好な精度で通過人数を推定できる (図3(c)).

### 2.4. 振動のノイズの除去

常時計測で得られる加速度データには、歩行以外の振動 (以下、ノイズ) が含まれている。ノイズを含むデータから算した  $S_w$  値を用いると、通過人数が過大推定される。そこで、ノイズの除去を自動化する方法として、隣接階の加速度データを用いたノイズ除去フィルターを作成した (図4(a)). 5つのパラメータ ( $\alpha, \beta, \gamma, S, t$ ) は計測データを用いた歩行判定の正解率を最大化する値をそれぞれ採用した。この時、共振しやすい2つのセンサユニットを1セットとしてノイズ除去を行うことで、ノイズの判定精度が大幅に向上した (図4(b)). ノイズ除去フィルターを適用することで、通過人数の過大推定が防がれることが分かる (図4(c)).

## 3. モデルを用いた歩行データの作成

### 3.1. 歩行モデルの概要

階段室内での歩行を再現するため、60秒間の歩行データを生成する歩行モデルを作成した (図5(a)). 同じ歩行人数であっても  $S_w$  値の値にばらつきが生じるが、同じ歩行者であれば  $S_w$  値はある程度の範囲内におさまる (図5(b)). これを踏まえ、各歩行者群は、固有の  $S_w$  値を出力すると

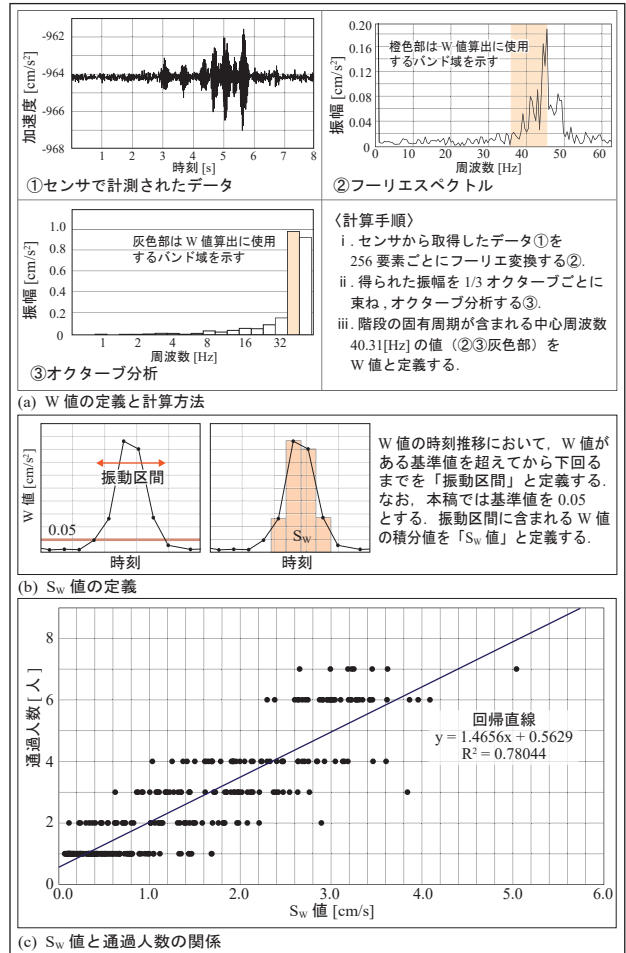
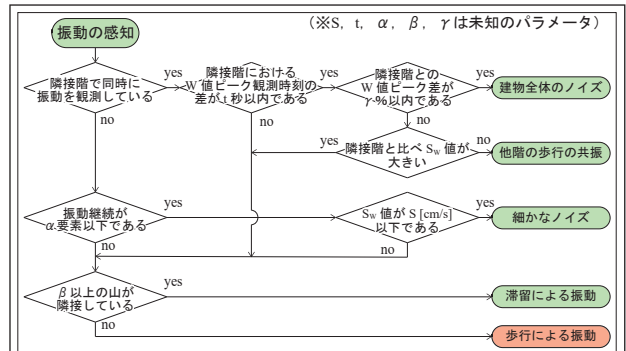


図3 評価指標の定義



(a) ノイズ除去フィルター

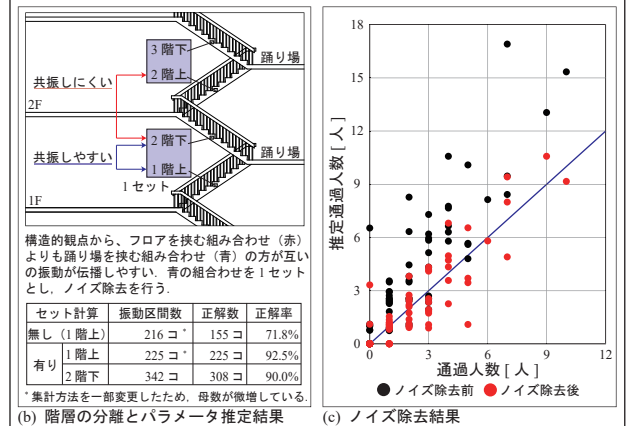


図4 ノイズ除去の概要

仮定し、歩行者群ごとに  $S_w$ base を設定する. 具体的には、歩行観測で得られた通過人数ごとの  $S_w$  値非超過確率に基づいて各歩行者群の  $S_w$ base を設定する (図 5(c)).

### 3.2. センサ反応モデルの概要

センサ反応モデルの流れを図 6(a) に示す. 歩行モデル (図 5) を用いて作成した歩行データについて、センサ反応の開始時刻、終了時刻および  $S_w$  値を出力する. 簡単のため、複数の歩行者群が交差する際の  $S_w$  値は各歩行者群が持つ  $S_w$ base の総和であると仮定する. また、同じ歩行者群でも  $S_w$  値出力は変動するため、 $S_w$  値出力時には、20%の揺らぎを与える.

### 3.3. センサ反応モデルの検証

簡易的な歩行実験を通してセンサ反応モデルの精度を検証する (図 6(b)). 1階と3階から1名ずつ歩行を行い、分析対象とする階段部上ですれ違う実験を行った. センサ反応モデルに入力する各歩行者の  $S_w$ base は計測値の平均値とした. 歩行者群の  $S_w$ base が同程度の値であれば、 $S_w$  値出力を比較的良好な精度で再現できることがわかる (図 6(b)).

## 4. ニューラルネットワークを用いた歩行方向の推定

### 4.1. ニューラルネットワークの概要

前章で作成した2つのモデルを用いて、階段室内の歩行と対応する  $S_w$  値出力データを  $2^{14}=16,384$  個作成した. これを教師データとして機械学習を行い、方向別の通過人数の推定を行う. 時刻  $T$  における方向  $D$  への通過人数  $y_D^T$  の推定では、対象階段における歩行振動だけでなく、時刻  $T$  前後の上下階における歩行振動が重要になる (図 7(a)). そこで、対象階段および上下階における対象時刻の前後 30 秒間の  $S_w$  値を入力データとする (図 7(b)). 機械学習にはニューラルネットワーク (以下、NN) を採用し、学習法には誤差逆伝播法を用いる (図 7(c)). また、計算負荷を抑えて収束を早めるため、ミニバッチ学習を取り入れた.

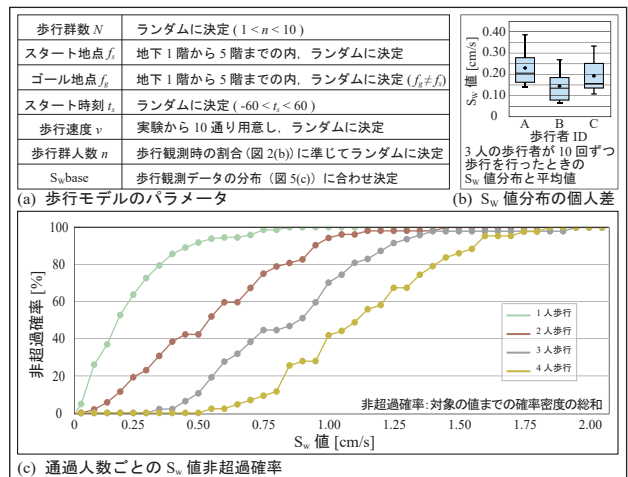


図 5 歩行モデルの概要

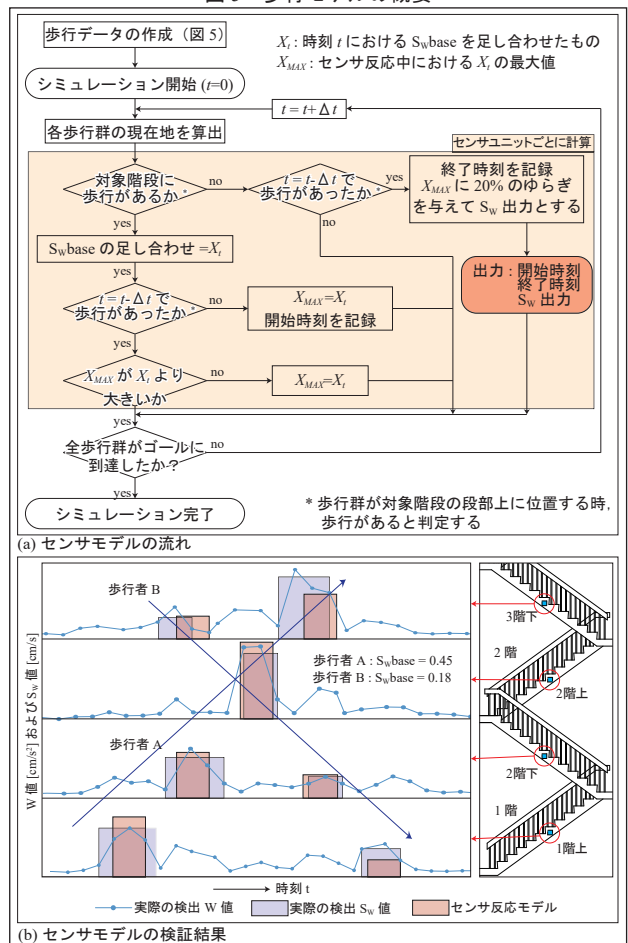


図 6 センサ反応モデル

### 4.2. 歩行方向の推定と精度検証

NN の学習過程を図 8(a) に示す. バッチ学習を採用しているため、正解率は激しく上下するものの、学習が進んでいる様子がわかる. また、学習した NN を用いた方向別通過人数の推定結果を図 8(b)(c) に示す. 歩行データごとに推定結果を見ると、歩行者の有無は高い精度で判別できるもの

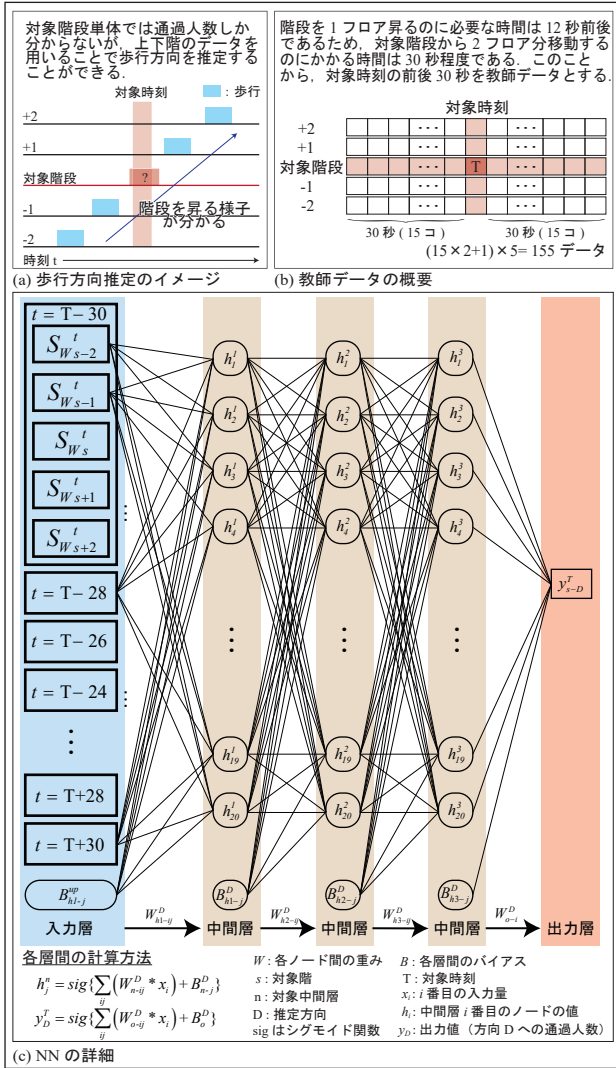


図7 NNを用いた歩行方向の推定方法

の、複数人による歩行や交差が発生する歩行の推定精度は幾分低下する (図8(c))。これは観測調査 (図2) に基づいて教師データを作成したため、1人歩行のデータが多くなり、複数人による交差の学習が不十分だったことが原因と考えられる。次に、32データを1セットとして、歩行方向別に合計通過人数の推定精度を見ると、比較的良好な精度で推定されている (図8(b))。長いスパンでの常時観測であれば十分な精度で推定可能であることが分かる。今後、より複雑な歩行の推定精度を向上させるためにも、教師データの工夫が必要である。

## 5. まとめ

本稿では、機械学習を用いることで階段室内に

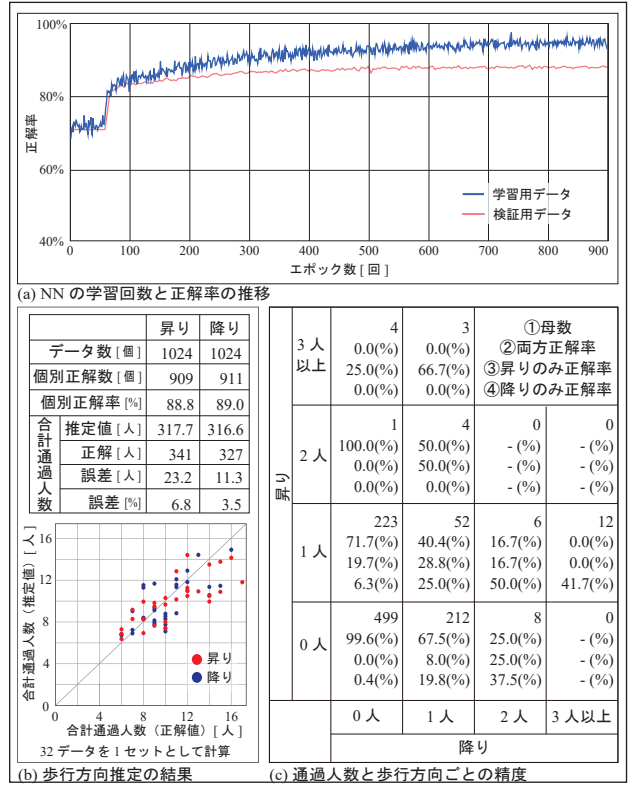


図8 NNを用いた歩行方向の推定結果

おける方向別の通過人数を推定する手法を構築した。具体的には、歩行モデルならびにセンサ反応モデルを作成することで、階段室内での多種多様な歩行と、対応する  $S_w$  値のデータを得ることができた。さらに、機械学習 (NN) を用いて、 $S_w$  値から方向別の通過人数を推定し、一定の推定精度を確認した。より複雑な歩行の推定精度を向上させるため、センサ反応モデルの精度向上や NN の入力量の見直しは今後の課題である。

## 謝辞

本研究は、JST 産学共創プラットフォーム共同研究推進プログラム (JPMJOP1723) の研究成果の一部である。東京工業大学研究倫理審査会の承認を受けて実施している (承認番号: 第2020002)。

## 参考文献

羽田優太・大佛俊泰・田頭まき・伊山潤・福島佳浩 (2021) 加速度センサを用いた階段利用者人数の推定, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (CD-ROM), 5600