

# ベビーカー利用時における 周囲への動作予告システムの実装

立花 巧樹<sup>1</sup> 富永 詩音<sup>2</sup> 大西 俊輝<sup>1</sup> 呉 健朗<sup>2</sup> 宮田 章裕<sup>1,a)</sup>

**概要：**街中でベビーカー利用者と歩行者・自転車利用者の衝突事故が起こりそうな場面をたびたび見かけることがある。ベビーカー利用者と、歩行者や自転車利用者が衝突した場合、ベビーカーが横転するなどして、赤ちゃんの命に関わる事態が生じる可能性がある。この問題を解決するために我々は、ベビーカー利用者が特別な操作をすることなく、ベビーカーの次の動きを予測して周囲に通知するシステムを提案してきた。本稿では提案システムの実現のため、システムの実装を高度化し、ベビーカー利用時のセンサデータから動作推定の評価実験を行った。実験結果より、他者のベビーカーの動作データから構築した推定器を用いて一定精度でベビーカーの動作推定を行える可能性を示した。

## 1. はじめに

街中でベビーカー利用者と歩行者・自転車利用者の衝突事故が起こりそうな場面をたびたび見かけることがある。[1]によるとベビーカーを利用中に人とぶつかったことがある、ぶつかりかけたと答えた人の割合は79.6%であった。ベビーカー利用者と、歩行者や自転車利用者が衝突した場合、ベビーカーが横転するなどして、赤ちゃんの命に関わる事態が生じる可能性がある。しかし、既存技術ではこの問題の解決は困難である。移動者同士の衝突を防止する研究事例は存在するが、ベビーカー利用者を想定したものではないため、この問題に直接適用することは難しい。

我々は、ベビーカー利用者が特別な操作をすることなく、ベビーカーの次の動きを予測して周囲に通知するシステムを提案してきた [2]。このシステムは、ユーザがベビーカーを利用する際、複数のセンサデータからベビーカーの次の動作を機械学習によって推定し、その結果をLEDを用いて周囲に通知する。また、システム全体をハンドルカバーとして実装することで、既存のベビーカーに手間なく導入することができる点も特徴である。本稿ではベビーカーの動作予測に利用するセンサと特徴量の追加を行い、システムの実装を高度化させた。また、システムの有用性を評価するために、複数の手法で構築された推定器を用いてモデルの推定精度の評価を行った。

本稿の貢献は下記のとおりである。

- ベビーカー利用者が特別な動作をしなくても、周囲の人にベビーカーの動作を予告するインタラクションモデルの実装を高度化させた点。
- 実際のベビーカーの動作データを収集し、提案方式による推定精度を検証した点。

## 2. 関連研究

本研究は、ベビーカー利用者と、その周囲を移動する歩行者や自転車利用者ととの衝突回避を目指すものであり、移動者同士の衝突回避を目指す研究分野に属する。この分野の研究事例として、2.1 節でシステムが自動で移動者自身に注意を行う研究事例、2.2 節で移動者が手動で周囲に注意を行う研究事例、2.3 節でシステムが自動で周囲に注意を行う研究事例を紹介する。

### 2.1 システムが自動で移動者自身に注意を行う研究事例

システムが自動で移動者自身に注意を行う研究事例としては、[3], [4], [5], [6], [7] が挙げられる。[3] は、自転車に複数のセンサを装着し、走行データをリアルタイムで分析して危険な運転が行われていると判定したら、自転車の運転者に警告を発するシステムである。[4] は、ホール効果センサを自転車のフレームに取り付けて動作データを収集し、子供が自転車で危険な運転を行うと、ヘルメットに取り付けられたスピーカーやハンドル部に取り付けられた振動モーターで自転車走行中の子供に警告を発するシステムである。[5] は、自転車運転者に注意を行うタイミングを決定するために、自転車の次の動作を推定しようとする試みである。この研究では、自転車運転時に生じる加速度デー

<sup>1</sup> 日本大学文理学部

<sup>2</sup> 日本大学大学院総合基礎科学研究科

a) miyata.akihiro@acm.org

タに対し、k近傍法やSVMなどの機械学習手法を用いて運転内容を推定している。[6]は車による交通事故の低減を試みるためにドライバの眠気発生を検知するシステムである。イヤクリップ型の脈拍センサを用いてドライバに固有のスペクトルのピーク値の変化から眠気レベルを算出してドライバに注意喚起を行う。[7]は事故防止のため、車のハンドル内部に複数の圧力センサを埋め込んだハンドルセンサを提案している。把持行動や挙動の変化を、ハンドルセンサから得られる圧力値によってドライバの生体情報を取得し、ドライバに注意喚起を行う。

## 2.2 移動者が手動で周囲に注意を行う研究事例

移動者が手動で周囲に注意を行う研究事例としては、[8]、[9]が挙げられる。[8]は、自転車利用者が次の行動を周囲に通知するシステムである。このシステムでは、サドル下部にLEDが矢印型に取り付けてある。ユーザはハンドル部に設置されたレバー型スイッチを操作することで、LEDを点灯させて周囲に移動方向を通知できる。[9]は、指先や腕が不自由なユーザ向けの自動車用ウインカーシステムである。このシステムでは、ユーザは音声を発することで任意の方向にウインカーを作動させられる。

## 2.3 システムが自動で周囲に注意を行う研究事例

システムが自動で周囲に注意を行う研究事例としては、[10]、[11]が挙げられる。[10]は、歩行者と自転車の衝突防止を目的として、スマートフォンに実装されているGPS情報を利用し、双方の接近が検知された場合にスマートフォンの振動機能を用いて警告を発する仕組みを提案している。[11]はユーザと周囲の歩行者の衝突を回避するためのスーツケース型システム、BBeepを提案している。BBeepは周囲の歩行者の検出及び将来位置の予測結果から、ユーザと周囲の歩行者の衝突する危険性を予測し、衝突する危険性を持った周囲の歩行者に対して警告音を鳴らす。

## 3. 研究課題

ベビーカー利用者と、歩行者や自転車利用者が衝突した場合、ベビーカーが横転するなどして、赤ちゃんの命に関わる事態が生じる可能性がある。移動者同士の衝突に関する研究事例は存在するが、この問題を解決することは難しい。

まず、ベビーカー利用者、周囲の移動者との衝突のおそれがあることを通知するアプローチが考えられる。例えば、[3]、[4]、[5]、[6]、[7]を用いれば、システムが自動的にベビーカー利用者、周囲の移動者に注意を行うことが可能かもしれない。しかし、ここには2つの問題が存在する。1つ目の問題は、これらの研究事例の多くが、自動車や自転車の操作モデルに基づいているということである。自動車や自転車とベビーカーの操作方法は大きく異なるため、これらの

研究事例をそのままベビーカー操作に適用できるとは考えにくい。2つ目の問題は、注意を行う対象が操作者であるということである。我が子に乗せたベビーカーを押す親は、様々なことで頭がいっぱいである。日差しや温度は問題無いか、次の授乳・オムツ替えはどこで行おうか、我が子が泣きぐずっているが何が原因なのか、などを考えながら歩いているユーザに対して、システムが衝突に関する注意を通知することはユーザに大きな負担をかけることになるし、ユーザはその通知に気付かないかもしれない。

次に、ベビーカー利用者が自身の次の行動を手動で周囲に通知することで、周囲の移動者との衝突を回避するアプローチが考えられる。例えば、[8]、[9]を用いれば、ベビーカー利用者は自身の次の行動を周囲に通知できるかもしれない。しかし、上述のとおり、ベビーカー利用者の意識は、我が子のことを中心に様々な対象に向かっている。この状況において、次の行動の通知という新たな作業をユーザに課すことは現実的ではない。

以上の研究事例の問題は、ベビーカー利用者が自身の次の行動を自動で周囲に通知するシステム[10]、[11]を用いれば解決できるかもしれない。しかし、[10]を利用可能なのはスマートフォンの振動を感知できる位置に携帯しているユーザに限定される。また、[11]は周囲に警告音を鳴らして危険を通知するが、その音はベビーカーに乗っている赤ちゃんに大きな負担をかけてしまう。よってどちらもベビーカー利用者と周囲の人の衝突を防止するシーンに適用することは難しい。

上記の問題をふまえると、ベビーカー利用者と周囲の人の衝突を防止するシステムを設計するためには、3つの要件が考えられる。1つ目の要件は、注意の通知はベビーカー利用者ではなく、周囲に行くべきであるということである。2つ目の要件は、注意の通知はベビーカー利用者の明示的な操作によるものではなく、システムにより自動的に行われるべきであるということである。3つ目の要件は、注意の通知は赤ちゃんに負担をかけない方法にする必要がある。ここから、我々は、ベビーカー利用者が特別な操作をしなくても、周囲の人にベビーカーとの衝突を避けるための情報を通知するシステムの実現を研究課題として設定する。

## 4. 提案手法

3章の研究課題を達成する方法として、我々はベビーカーの次の動きを予測して周囲に通知するシステムを提案してきた[2]。これは、ユーザが特別な操作をせずとも、ユーザが操作するベビーカーの次の動きをシステムが予測して事前に周囲へ予告するシステムである。

システムは、入力部、動作予測部、出力部からなる。入力部は、ユーザが明示的な操作を行わなくても動作予測に必要なデータを取得できるよう、センサを用いる。具体的

には、圧力センサ、加速度センサ、角速度センサの利用を想定しており、詳細は5.2節で後述する。動作予測部は、入力部から取得するセンサデータに対して、機械学習手法を用いて分析を行い、ユーザの次の動作を予測する。出力部は、動作予測部による予測結果を周囲の人に通知する。具体的には、LEDの点灯パターンを変化させることによる通知を想定しており、詳細は5.4節で後述する。具体的には、ベビーカーに乗っている赤ちゃんから見えない位置にLEDを取り付ける(図2)。これにより、赤ちゃんに負担をかけずに周囲に注意の通知を与えることができる。

このシステムにより、ベビーカー利用者が特別な操作をしなくても、周囲の人にベビーカーとの衝突を避けるための情報を赤ちゃんに負担をかけずに周囲に通知することができ、3章で述べた研究課題を達成できると考えられる。

## 5. 実装

### 5.1 ハードウェア構成

4章で述べたとおり、本システムは入力部、動作予測部、出力部からなるが、これらを実現するハードウェアがベビーカーの随所に分散してしまうと、ユーザが自分のベビーカーに本システムを導入する手間が大きくなってしまふ。そこで、我々は、システムを構成するハードウェアを一体型にした。今後はこれらをハンドルカバー型デバイスとしてデザインする予定である。これにより、ユーザは既存のベビーカーのハンドル部に本デバイスを装着するという、少ない手間で提案システムを導入することができる。具体的には、図1のようにハンドルカバー上に、入力部を実現する圧力センサ・加速度センサ、動作予測部を実現するRaspberry Pi、出力部を実現するLEDを配置する。

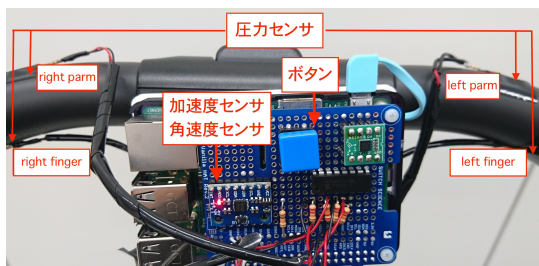


図1 システムのセンサ部分

### 5.2 入力部

図1に示すとおり、入力部は4つの圧力センサ、1つの加速度センサ、1つの角速度センサからなる。圧力センサは、ユーザの手の動きを計測するために用いるものであり、ユーザがベビーカーを操作する際に圧力がかかりやすい左右の手のひらと指先が接する位置に配置する。具体的には、ユーザがベビーカー走行時に右左折した場合、ユーザの左右の手からベビーカーのハンドルに加わる圧力値が

変化すると考えられる。加速度センサは、ベビーカーの上下・前後・左右の動きを計測するために用いる。具体的には、ユーザの進行方向を正の軸に取った場合、ユーザがベビーカー走行時に急停止したとき、負の加速度が大きくなると考える。ジャイロセンサはベビーカーの回転運動を計測するために用いる。具体的にはユーザがベビーカー走行時に右左折した場合、ベビーカーの回転運動の値が変化すると考えられる。本稿では、[2]のプロトタイプシステムよりも詳細にベビーカーの動作データを収集するため、角速度センサを追加する。

### 5.3 動作予測部

動作予測部はRaspberry Piからなり、機械学習により構築したベビーカー動作予測モデルを用いて、入力部で取得したセンサデータをリアルタイムに分析してユーザの次の動きを予測する。

センサデータは、図1に示すright parm・right finger・left parm・left fingerの圧力センサから得られたデータ(以降、rp・rf・lp・lf)、1つの加速度センサのx・y・z軸のデータ(以降、ax・ay・az)、1つの角速度センサのx・y・z軸のデータ(以降、gx・gy・gz)の計10種類である。センサデータから下記特徴量を抽出し、機械学習を行う。特徴量の先頭の数字は、特徴量の次元数を示しており、合計28次元の特徴量となる。

#### [10] 平均値 :

推定対象期間における各軸(rp・rf・lp・lf・ax・ay・az・gx・gy・gz)の圧力値・加速度・角速度の平均値。

#### [10] 標準偏差 :

推定対象期間における各軸(rp・rf・lp・lf・ax・ay・az, gx・gy・gz)の圧力値・加速度・角速度の標準偏差。

#### [8] 相関係数 :

推定対象期間における各軸間(ax-ay, ay-az, ax-az, gx-gy, gy-gz, gx-gz, rp-lf, lp-rf)の圧力値・加速度・角速度の相関係数。

動作予測モデル構築、および予測の実行にはSVMを利用する。SVMはセンサデータから抽出した特徴量を入力とし、予測する動作ラベルを出力する分類モデルを構築する。現時点では、動作ラベルとして、Straight・Right・Left・Stopの4つを定義している。動作ラベルとベビーカーの動作の関係は表1でまとめる。

教師ラベル	ベビーカーの動作
Straight	直進
Right	右折
Left	左折
Stop	停止



図 2 システムの全体像

Label	Straight	Right	Left	Stop
点灯箇所	無	右	左	両方
色	無	橙	橙	赤
状態	無	点滅	点滅	点灯
図				

図 3 ベビーカーの動作と点灯パターンの関連付け

#### 5.4 出力

図 2 に示すとおり、出力部は 2 つの LED からなる。これらは前後左右の方向から視認しやすく、ベビーカーに乗っている赤ちゃんからは見えないよう、ハンドルの両端位置に配置する。LED は点灯パターンを変化させることで、ベビーカー利用者の次の動作を周囲に通知する。点灯パターンは、多くの人が日常的に見慣れている自動車のウインカーのものを参考にする。具体的には、図 3 のように、Straight のときは点灯なし、Right / Left のときは該当する方向の LED を橙色に点滅させる、Stop のときは両方の LED を赤色に点灯させる挙動とする。

## 6. 検証実験

### 6.1 実験目的

ベビーカー利用者と周囲の人の衝突を防止するシステムを設計するため動作予測の精度が極めて重要であると考えられる。動作予測が適切でなかった場合、周囲の人にベビーカーの動作の誤報を伝えてしまうことで、接触事故が発生する危険性を高める。動作予測の精度を向上させるために、有効な方法は各者に対して個別の推定器を構築することだが、それには大きなコストがかかる。もし、一定数のベビーカー利用者の学習サンプルを用いて構築した推定器で、未学習のベビーカー利用者の動作予測の精度が高い場合、各者に個別の推定器を構築しなくて済む。

そこで本実験では、ベビーカー利用者の動作データから動作推定を行うタスクにおいて、本人のベビーカー利用時の動作データのみから学習を行った推定器を用いる方式（以降、Each 方式）と、他者のベビーカー利用時の動作データから学習を行った推定器を用いる方式（以降、Others 方式）の 2 方式において、どの程度の精度が達成できるのか、

どの程度違いがあるのか検証することを目的とする。以降、実験に参加したベビーカー利用者を計測者と称する。

評価には Precision, Recall, F 値を用いる。Precision(適合率)は、ベビーカーの動作を推定したデータのうち、実際にそのベビーカーの動作であったデータの割合である。Recall(再現率)はベビーカーのある動作を行ったデータのうち、システムによって正しく推定されたデータの割合である。F 値は、Precision と Recall の調和平均であり、次式で表される。

$$F = 2 \frac{\text{Recall} * \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

### 6.2 データセット

ベビーカーの動作は本システムに内蔵されている圧力センサ、加速度センサ、角速度センサを用いて計測した。各サンプリングレートは 20Hz とした。計測した圧力値センサ、加速度センサ、角速度センサのデータはすべて 3 秒分の固定長に切り出し、専用のソフトウェアを用いて推定モデルを構築した。以降、この 3 秒分のデータをサンプルと称する。サンプリング中のベビーカーの動作に応じて、各サンプルに教師ラベルを付与する。ベビーカーの動作と教師ラベルの対応を表 1 に示す。

計測者は 20 代の大学生 12 名 (男性 10 名, 女性 2 名) である。下記の手順で計測を行い、全体で 1200 件の教師ありサンプルを収集した。



図 4 実験風景

**Step1:** 実験者は計測者に“直進してください”(Straight), “最初は直進して、途中で右折してください”(Right), “最初は直進して、途中で左折してください”(Left), “最初は直進して、途中で停止してください”(Stop) の 4 つの動作の中から、いずれかの動作を伝える。

**Step2:** 実験者は計測者に指示した動作の見本をベビーカーを用いて示す。本研究では生後 7 ヶ月以上の赤ちゃんが乗る B 型ベビーカーを採用した。赤ちゃんの重さを再現するため、生後 7 ヶ月の赤ちゃんの平均的な体重 8kg(2L ペットボトル 4 本)の重りをベビーカーに乗せて実験を

行った(図4).

**Step3**: 計測者は指示された動作を複数回練習する.

**Step4**: 計測者は動作データ収集を開始するために取り付けられたボタン(図1)を押して指示された動作を行う(3秒分).

**Step5**: Step4を25回繰り返す.

**Step6**: Step1に戻り, 実験者から指示された動作をStep5まで同様に繰り返し, 4つの動作のデータ収集が全てが終了したら実験は終了.

### 6.3 実験手順

#### 6.3.1 Each方式

計測者1人あたりの教師ありサンプル100件のそれぞれについて5.3節の特徴量(28次元)を算出する. 次に, 教師ありサンプルを用いてハイパーパラメータのチューニングを行う. パラメータの探索方法はPythonのモジュール, Hyperoptを用いる. Hyperoptにより出力されたハイパーパラメータを用いてSVMでモデルの構築を行う. 構築したモデルの評価には10分割交差検定法を用いる. 具体的には, 100件の教師ありサンプルを10分割し, 90件を学習サンプル, 10件を推定サンプルに分けてF値・Precision・Recallを算出する.

#### 6.3.2 Others(90)方式

複数の計測者の教師ありサンプルをマージして推定タスクを行う. 構築したモデルの評価には, 同一の計測者のサンプルが学習用サンプルと推定用サンプルに共通して含まれないように設定する. 具体的には, 計測者Aの推定用サンプル100件を10分割し, 教師ありサンプル90件を計測者A以外からランダムで抽出した学習用サンプル, 計測者Aの10件を推定サンプルに分けてF値・Precision・Recallを算出する. 上記以外の処理はEach方式と同様である.

#### 6.3.3 Others(1100)方式

計測者以外の教師ありサンプル1100件全てマージして推定タスクを行う. 具体的には, 計測者Aの推定用サンプル100件を10分割し, 計測者A以外のデータ全てを学習用サンプルとし, 計測者Aの10件を推定サンプルに分けてF値・Precision・Recallを算出する. 上記以外の処理はEach方式と同様である.

表2 計測者Aのt検定の結果

教師ラベル	Straight	Right	Left	Stop
each・others(90)	0.088	0.038	0.402	0.081
each・Others(1100)	0.372	0.057	0.096	0.285
others(90)・Others(1100)	0.089	0.442	0.058	0.039

表3 計測者Bのt検定の結果(\*は0.001未満)

教師ラベル	Straight	Right	Left	Stop
each・others(90)	*	0.048	0.047	*
each・Others(1100)	0.018	0.058	0.329	0.003
others(90)・Others(1100)	0.002	0.331	0.139	0.078

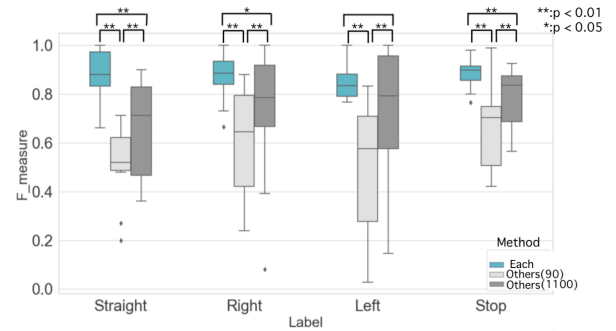


図5 Each/Others(90)/Others(1100)方式の推定精度(F値)

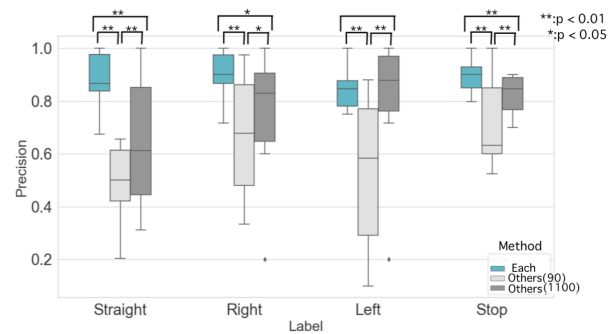


図6 Each/Others(90)/Others(1100)方式の推定精度(Precision)

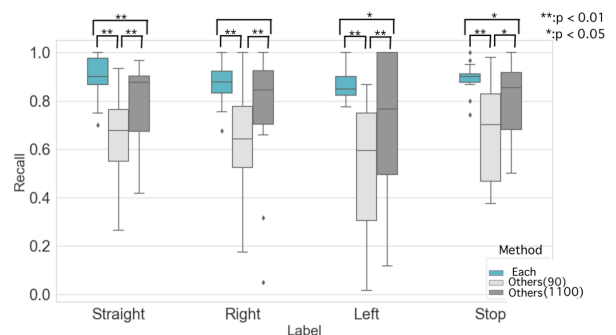


図7 Each/Others(90)/Others(1100)方式の推定精度(Recall)

### 6.4 結果

各方式の実験結果におけるF値を図5, 適合率を図6, 再現率を図7に示す. 全ラベルの平均F値はEach方式では0.87, Others(90)方式では0.57, Others(1100)方式では0.73である. また, それぞれの方式間の結果に対し, 対応のあるt検定を行ったところ, Each方式とOthers(90)方式間において, 全てのベビーカーの動作でEach方式が1

%水準で有意に上回っていた。Each方式とOthers(1100)方式間では、Leftを除く全てのベビーカーの動作でEach方式が5%水準で有意に上回っており、Right、Leftを除く全てのベビーカーの動作でEach方式が1%水準で有意に上回っていた。Others(90)方式とOthers(1100)方式の差に目を向けると、全てのベビーカーの動作でOthers(1100)方式が1%水準で有意に上回っていた。

各計測者に注目すると、方式間に有意差がない傾向と方式間に有意差がある傾向の大きく分けて2つの傾向を見ることができた。その代表者として方式間に有意差がない傾向の計測者A、方式間に有意差がある傾向の計測者Bを取り上げ、結果を詳細に可視化したものが図8, 9, 10, 11, 12, 13である。対応のあるt検定を行ったところ、計測者Aの結果では(表2)、Each方式・Others(90)方式間でEach方式がRightのみ、5%水準で有意に上回っていた。Each方式とOthers(1100)の方式間に有意差はみられなかった。Others(90)とOthers(1100)の方式間においてはOthers(1100)方式がStopのみ、5%水準で有意に上回っていた。計測者Bの結果では(表3)、Each方式とOthers(90)方式間で、全てのベビーカーの動作でEach方式が5%水準で有意に上回っており、Each方式とOthers(1100)方式間においてはEach方式がRight、Leftを除く全てのベビーカーの動作で5%水準で有意に上回っていた。Others(90)とOthers(1100)の差に目を向けるとOthers(1100)方式がStraightのみ、5%水準で有意に上回っていた。

## 6.5 考察

まず、ベビーカーの操作には個人差があるため、本人の学習サンプルのみで学習を行うEach方式が他方式より高精度であることは想定どおりである。次に、1100件の学習用サンプルを用いたOthers(1100)方式が、90件の学習用サンプルを用いたOthers(90)方式を有意に上回る精度になっていることに注目する。これは、計測者の数を増やすことで、他者の動作データであっても一定精度で推定できるようになる可能性を示唆している。もし、大勢の学習サンプルを用いて構築した推定器で、未学習のベビーカー利用者の動作データを精度良く分析できるのであれば、各者に個別の推定器を構築しなくて済む。今後は、Others方式の学習に用いる計測者の人数を数十名規模に増やした検証を行い、Each方式に迫る精度が達成できるか否かを確認する必要がある。

対応のあるt検定を行ったところ、計測者BのEach方式が全てのベビーカーの動作でOthers(90)方式を上回る結果となった(図9, 11, 13)理由を確かめるために推定結果に注目すると、誤認識の多くがStraightであると推定されていることが図11から判断できる。この原因は実験におけるデータ収集方法に問題があったと考える。一定数の計測者は4種類の動作を指示し実験を行ったが、計測時に、

曲がり始めるのが遅い、曲がりが少ない、止まり切らないなどの動作を行っていた。今後は上記のような動作を防ぐための収集方法を検討する必要がある。

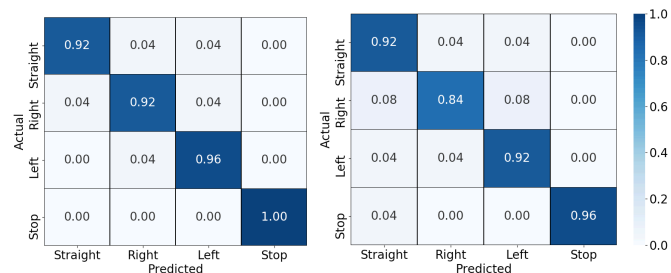


図8 計測者 A:Each

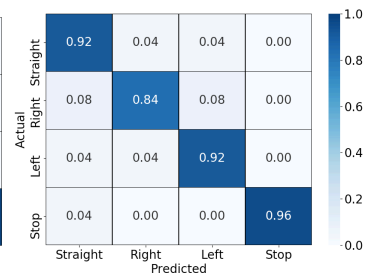


図9 計測者 B:Each

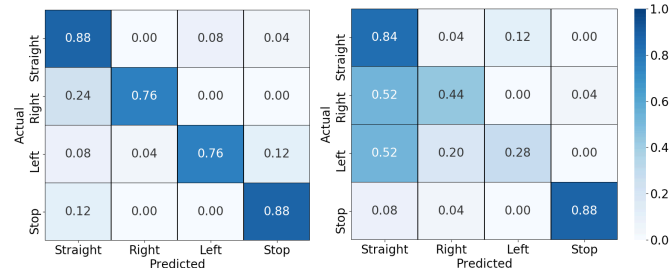


図10 計測者 A:Others(90)

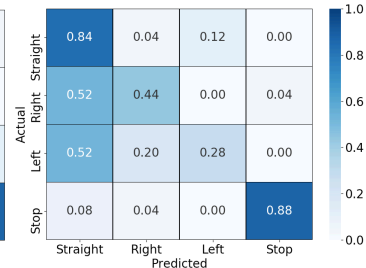


図11 計測者 B:Others(90)

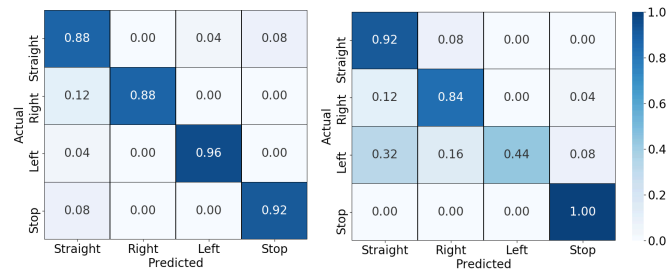


図12 計測者 A:Others(1100)



図13 計測者 B:Others(1100)

## 7. 制約

提案方式には2つの大きな制約がある。1点目は、ユーザはベビーカー利用時、圧力センサがハンドル部分に取り付けられていることに気づくことができず、圧力センサの取り付け箇所を握らなかった場合、システムが正確に動作推定することが難しい点である。この制約は、本システムの圧力センサが内包されたグリップをハンドル部分に取り付けて、ユーザとグリップの間にアフォードンスを存在させることにより排除できる可能性がある。2点目は、本システムの動作予測モデルは同じ体重の赤ちゃんが乗る場合にしか適用できない点である。動作データ収集時にセンサデータだけでなく赤ちゃんの体重も同時に記録することで、システムは異なる体重の赤ちゃんがベビーカーに乗っても適用できるようにする必要がある。

## 8. おわりに

本稿では、[2]で提案したシステムの実装の高度化を行

い、動作予測の精度検証を行った。実験により、本人のベビーカー利用時の動作データのみから推定を行う方式において、高精度で推定できることが確認できた。他者のベビーカー利用時の動作データのみから推定を行う方式では、計測者の推定精度が本人のベビーカー利用時の動作データのみから推定を行う方式に比べ低下する傾向にあった。しかし、動作データの数を増やして推定を行うことで、他者の動作データであっても一定精度で推定できる可能性を示唆した。今後は、実シーンにおける推定を行う方法の検討・デバイスのハンドルカバー型化・DeepLearning の導入を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 西本由紀子, 上野勝代: 公共交通機関におけるベビーカー利用に関する交通事業者の取り組みとベビーカー利用実態の変化について-神戸市の乳幼児の保護者を対象とした5年前の調査と比較して-, 日本建築学会大会学術講演梗概集・建築デザイン発表梗概集, Vol.2015, pp.73-95 (2015).
- [2] 立花巧樹, 富永詩音, 大西俊輝, 呉健朗, 宮田章裕: ベビーカー利用時における周囲への動作予告手法の基礎検討, 情報処理学会インタラクシオン 2019 論文集, pp.179-181 (2019).
- [3] 下山直起, 安藤輝, 山和人, 石井貴拓, 平山雅之: マルチセンサを用いた走行解析による自転車事故防止システムの検討, 情報処理学会研究報告, システムと LSI の設計技術 (SLDM), Vol.2015-SLDM-170, No.51, pp.1-6 (2015).
- [4] Matviienko, A., Ananthanarayan, S., Borojeni, S. S., and Feld, Y., Heuten, W., and Boll, S.: Augmenting Bicycles and Helmets with Multimodal Warnings for Children. Proc. the 20th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services (MobileHCI '18), pp.15:1-15:13 (2018).
- [5] 後藤秀信, 三浦元喜: 加速度センサーを使用した自転車の挙動認識, 情報処理学会インタラクシオン 2014 論文集, pp.309-312 (2014).
- [6] 佐野聡, 富森英樹, 増田祐太, 小田切淳一, 加藤秀雄, 中野泰彦: 脈拍センサを用いた眠気警報システムの開発, マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, Vol.2014, pp24-29 (2014).
- [7] 竹内優斗, 今村孝, 章忠, 三宅哲夫: ハンドルセンサを用いた把持行動と把持圧力計測, 第 54 回自動制御連合講演会講演論文集, pp.206-207 (2011).
- [8] 小田切健太, 藤堂洋弥, 大橋拓馬, 諏訪達也, 田崎颯音, 出野雄大, 永野幸次郎, 林拓武: 自転車周辺機器の組込デバイス開発, 情報科学研究, No.38, pp.25-32 (2017).
- [9] 池本涼夏, 北園優希: 顔方向と音声認識によるウインカー動作システム, 産業応用工学会全国大会 2017 講演論文集, pp.43-44 (2017).
- [10] Yoshida, H., Hoshina, A., Nakano, M., and Sugaya, M.: Collision Detection for Bicycle and Pedestrian Exchange GPS Location in Smartphone, Adjunct Proc. the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proc. the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers (UbiComp/ISWC '15), pp.1583-1586 (2015).
- [11] 粥川青汰, 樋口啓太, Joao Guerreiro, 森島繁生, 佐藤洋一, Kris Kitani, 浅川智恵子: BBeep: 歩行者との衝突予測に基づく警告音を用いた視覚障害者のための衝突回避支援システム, 情報処理学会インタラクシオン 2019 論文集, pp.1-10 (2019).