

# 事前知識を用いた携帯センサの保持位置追跡手法

右田 尚人<sup>1</sup> 弓山 卓哉<sup>1</sup> 井上 創造<sup>1</sup> 西田 健<sup>1</sup>

概要: 本研究では, スマートフォンなどの携帯デバイスに埋め込まれた加速度センサや角速度センサといったセンサデータから, そのデバイスが人に保持された状態での位置や向きと言った状態を推定することを目標とする. 本研究では, 経験ベイズ手法により, 推定したい変数の事前分布の情報を構築しておいて用いることで, 推定精度向上を目指す. 提案手法ではモーションキャプチャを用いてこのような変位およびそれを近似微分した速度の情報を事前分布として保持しておき, 経験ベイズを加速度から速度の推定と速度から変位の推定に二段階に用いる. 基礎評価として, モーションキャプチャと加速度センサを用いて姿勢情報と加速度データを収集するシステムを開発し, それを用いて得たデータによる実験を行った. 実験では, 従来手法に比べ, 提案手法は安定して追跡できるという結果を得た.

## A Method for Tracking On-body Sensor Positions Utilizing Prior Knowledge

NAOTO MIGITA<sup>1</sup> TAKUYA YUMIYAMA<sup>1</sup> SOZO INOUE<sup>1</sup> TAKESHI NISHIDA<sup>1</sup>

### 1. はじめに

本研究では, スマートフォンなどの携帯デバイスに埋め込まれた加速度センサや角速度センサといったセンサデータから, そのデバイスが人に保持された状態での位置や向きと言った状態を推定することを目標とする.

加速度から二回積分により位置を解析的に求めることは, 誤差が累積してしまうという問題があるが, 本研究では, 経験ベイズ手法により, 推定したい変数の事前分布の情報を構築しておいて用いることで, 推定精度向上を目指す. 人間が携帯デバイスを持つ場合, 手の可動範囲には限りがあるため, 変位はある程度の範囲に収まるはずである. また, 無理な姿勢や楽な姿勢といった頻度の偏りを確率分布で表すことができる. 提案手法では Kinect センサ<sup>\*1</sup> によるモーションキャプチャデータを用いて, このような変位およびそれを近似微分した速度の情報を事前分布として保持しておき, 経験ベイズを加速度から速度の推定と速度から変位の推定に二段階に用いる. 基礎評価として, モーションキャプチャと加速度センサを用いて姿勢情報と加速度データを収集するシステムを開発し, それを用いて得た

データによる実験を行った. 実験では, 従来手法に比べ, 提案手法は安定して追跡できるという結果を得た. 以降, 本論文では, 2章で関連研究について述べ, 3章で携帯デバイスの状態量を定式化について述べる, 4章で従来手法における推定手法と経験ベイズによる推定手法について述べ, 5章で基礎評価について述べる. 6章でまとめる.

### 2. 関連研究

近年, Kinect センサのような安価なモーションキャプチャシステムが登場し, それを応用した研究が盛んに行われている [1, 2]. Kinect は深度画像から人物姿勢を推定するシステムである. 我々の研究では, Kinect の代わりに加速度センサのみで, 変位を推定することで, より容易に人物姿勢を推定することを目指す.

また, カメラと携帯センサを用いてセンサの所持位置と向きを推定する研究 [4] や, 加速度センサや角速度センサを組み合わせたウェアラブルリストバンドを利用してモーションキャプチャより, 高い精度で素早い動きを検出できる研究 [5] がある. 我々の研究は携帯センサのみから所持位置を推定することを目指す

他に, Kinect と IMU (Inertial Measurement Units) 間のデータ変換に関する研究もある [3]. IMU は関節に付け

<sup>1</sup> 九州工業大学

<sup>\*1</sup> <http://www.xbox.com/ja-JP/kinect/>

たセンサから人物の動きを計測する装置である。我々の研究も Kinect を用いているが、事前知識を用いた確率的アプローチを行う点異なる。

### 3. 定式化

ここでは、携帯デバイスの状態量の定式化について述べる。

#### 3.1 携帯デバイスの座標系

世界座標系を  $\Sigma$ 、携帯デバイス上に固定された座標系を  $\Sigma_D$  と表す。これらの関係を図 1 に示す。

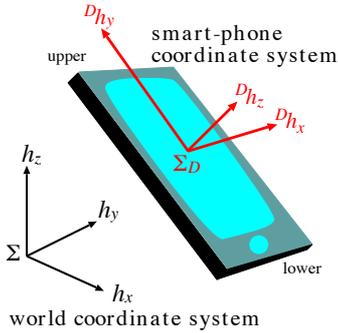


図 1 Phone coordinate system.

さらに状態ベクトルを次のように置く。

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_k &\triangleq [h_{x,k} \quad h_{y,k} \quad h_{z,k}]^T \in \Sigma \\ \mathbf{s}_k &\triangleq [s_{x,k} \quad s_{y,k} \quad s_{z,k}]^T \in \Sigma \\ \mathbf{a}_k &\triangleq [a_{x,k} \quad a_{y,k} \quad a_{z,k}]^T \in \Sigma \\ \boldsymbol{\theta}_k &\triangleq [\theta_{x,k} \quad \theta_{y,k} \quad \theta_{z,k}]^T \in \Sigma \\ \boldsymbol{\phi}_k &\triangleq [\phi_{x,k} \quad \phi_{y,k} \quad \phi_{z,k}]^T \in \Sigma \end{aligned}$$

ここで、 $x, y, z$  は座標軸、 $k$  は離散時刻を表す。また、 $\mathbf{h}_k, \mathbf{s}_k, \mathbf{a}_k$  は、それぞれ携帯デバイスの重心の位置、速度、加速度である。さらに、 $\boldsymbol{\theta}_k$  と  $\boldsymbol{\phi}_k$  は、それぞれ  $\Sigma$  に対する  $\Sigma_D$  の回転角度と回転角速度である。

$\mathbf{h}_0, \mathbf{s}_0, \mathbf{a}_0, \boldsymbol{\phi}_0$  および  $\boldsymbol{\theta}_0$  は既知であるとする。

#### 3.2 状態量の関係

携帯デバイスの加速度と角速度はサンプリング間隔  $\nabla[s]$  ごとに計測されるとする。

まず、 $\Sigma$  における携帯デバイスの角速度は、携帯デバイスのジャイロセンサによって次のように観測される。

$${}^D\boldsymbol{\phi}_k = \boldsymbol{\phi}_k + \mathbf{v}_k \quad (1)$$

ここで、各変数の左肩の  $D$  は、その定義が  $\Sigma_D$  に属する

ことを表している。 $\mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$  は、ある分布に従う観測ノイズとする。

次に加速度は、携帯デバイスに搭載された加速度計によって次のように観測される。

$${}^D\mathbf{f}_k = {}^D\mathbf{a}_k + {}^D\mathbf{g}_k + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

$\mathbf{w}_k$  はある分布に従う観測ノイズである。ここで、 $\mathbf{R}(\boldsymbol{\theta})$  を  $\boldsymbol{\theta}$  をオイラー角とする回転行列、 $\mathbf{g}$  を  $k$  に不変な重力加速度としたとき、

$${}^D\mathbf{a}_k = \mathbf{R}(\boldsymbol{\theta}_k) \cdot \mathbf{a}_k \quad (3)$$

$${}^D\mathbf{g}_k = \mathbf{R}(\boldsymbol{\theta}_k) \cdot \mathbf{g} \quad (4)$$

である。

さらに、携帯デバイスの重心の速度と位置、および角度の推移は、後方差分によるオイラー法を用いて、次のように近似できる。

$$\mathbf{s}_k = \mathbf{s}_{k-1} + \nabla \cdot \mathbf{a}_k \quad (5)$$

$$\mathbf{h}_k = \mathbf{h}_{k-1} + \nabla \cdot \mathbf{s}_k \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\theta}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \nabla \cdot \boldsymbol{\phi}_k \quad (7)$$

### 4. 携帯デバイスの保持位置追跡手法

本節では、前節の定式化に基づき、携帯デバイスの保持位置追跡手法、つまり  $\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{s}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}$  が分かっている状態で、加速度  ${}^D\mathbf{f}_k$ 、角速度  ${}^D\boldsymbol{\phi}_k$  が観測された時に  $\mathbf{h}_k$  を推定する手法を述べる。4.1 節で提案手法との比較のために従来手法を述べ、4.2 節で提案手法を述べるが、式が煩雑になるため、以下で従来手法と提案手法の概要を整理しておく。

従来手法による携帯デバイスの保持位置追跡:

1. 角度  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$  および観測値  ${}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k$  から、加速度  $\mathbf{a}_k$  を線形回帰により推定。
2. 推定した加速度  $\mathbf{a}_k$  と過去の変位  $\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}$  から、変位の推定値を 2 回積分により計算。

提案手法による携帯デバイスの保持位置追跡:

1. 変位に関する学習データから、過去の変位  $(\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  の近傍のサンプル  $(\mathbf{h}_{k-1}^l, \mathbf{h}_{k-2}^l)$  とそれに対応する  $\mathbf{h}_k^l$  を  $L$  個取り出す。
2. 各サンプル  $l$  におけるサンプル  $(\mathbf{h}_k^l, \mathbf{h}_{k-1}^l, \mathbf{h}_{k-2}^l)$  に対する  $\mathbf{a}_k^l$  を、変位の二回差分をとることにより計算。
3. 各サンプル  $l$  における  $\mathbf{a}_k^l$  に対して直線回帰を行い、角度  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}^l$  および観測値  ${}^D\mathbf{f}_k^l, {}^D\boldsymbol{\phi}_k^l$  を推定。
4.  $L$  個の  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}^l, {}^D\mathbf{f}_k^l, {}^D\boldsymbol{\phi}_k^l)$  を学習データとし、観測値  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k)$  に対する  $k$  近傍法により  $\mathbf{h}_k$  を推定する。

#### 4.1 従来手法による携帯デバイスの状態推定

$\mathbf{h}_{k-1}$ ,  $\mathbf{s}_{k-1}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$  が分かっている状態で、加速度  ${}^D\mathbf{f}_k$ , 角速度  ${}^D\boldsymbol{\phi}_k$  が観測されたとする。

このとき、時刻  $k$  における変位  $\mathbf{h}_k$  と速度  $\mathbf{s}_k$ , 角速度  $\boldsymbol{\theta}_k$  は、次のようにして解析的に導出できる。

(7) 式に (1) 式の  $\boldsymbol{\phi}_k$  を代入することで、

$$\boldsymbol{\theta}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \nabla \cdot \boldsymbol{\phi}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \nabla \cdot ({}^D\boldsymbol{\phi}_k - \mathbf{v}_k) \quad (8)$$

(5) 式に (3) 式の  $\mathbf{a}_k$  および (2) 式の  ${}^D\mathbf{a}_k$ , (4) 式の  ${}^D\mathbf{g}_k$  を続けて代入して、

$$\begin{aligned} \mathbf{s}_k &= \mathbf{s}_{k-1} + \nabla \cdot \mathbf{a}_k = \mathbf{s}_{k-1} + \nabla \cdot \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_k) \cdot {}^D\mathbf{a}_k \\ &= \mathbf{s}_{k-1} + \nabla \cdot \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_k) ({}^D\mathbf{f}_k - {}^D\mathbf{g}_k - \mathbf{w}_k) \\ &= \mathbf{s}_{k-1} - \nabla \cdot \mathbf{g}_k + \nabla \cdot \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_k) ({}^D\mathbf{f}_k - \mathbf{w}_k) \quad (9) \end{aligned}$$

これを (6) 式に代入することで、ノイズを無視すれば  $\mathbf{h}_k$  を求めることができる。

しかし、漸化式を解いてみると、

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}_k &= \nabla \cdot \sum_{i=1}^k ({}^D\boldsymbol{\phi}_i - \mathbf{v}_i) \\ \mathbf{s}_k &= \nabla \cdot \sum_{i=1}^k \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_i) ({}^D\mathbf{f}_i - \mathbf{w}_i) \\ \mathbf{h}_k &= \nabla \cdot \sum_{i=1}^k \mathbf{s}_i = \nabla^2 \cdot \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_j) ({}^D\mathbf{f}_j - \mathbf{w}_j) \end{aligned}$$

となり、ノイズ  $\mathbf{v}_i$  および  $\mathbf{w}_i$  の影響のみを考えると、角速度  $\boldsymbol{\theta}_k$  に対するノイズが  $\sum_{i=1}^k \mathbf{v}_i = O(k)$ , 変位  $\mathbf{h}_k$  に対するノイズが  $\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_j) \cdot \mathbf{w}_j = O(k^2)$  のオーダーで影響が蓄積してしまい、精度良い値を得ることが難しい。

#### 従来手法の実装

以下では、4.2 節で述べる提案手法との比較のために、従来手法の実装について述べる。

$\mathbf{h}_{k-1}$ ,  $\mathbf{s}_{k-1}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$  が分かっているとき、加速度  ${}^D\mathbf{f}_k$ , 角速度  ${}^D\boldsymbol{\phi}_k$  が観測されたとき、以下の手続きを実行する。

1.  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$  および観測値  ${}^D\mathbf{f}_k$ ,  ${}^D\boldsymbol{\phi}_k$  から加速度  $\mathbf{a}_k$  を線形回帰により  $\mathbf{a}_k \leftarrow \boldsymbol{\alpha} \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k)$  と計算。ただし  $\boldsymbol{\alpha}$  は回帰係数ベクトル、 $\mathbf{A}$  は  $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{f}, \boldsymbol{\phi}) = \mathbf{R}(\boldsymbol{\theta} + \nabla\boldsymbol{\phi})\mathbf{f}$  で定義される関数とする。
2. 求めた  $\mathbf{a}_k$  と  $\mathbf{h}_{k-1}$ ,  $\mathbf{h}_{k-2}$  から、変位の推定値

$$\mathbf{h}_k \leftarrow 2\mathbf{h}_{k-1} - \mathbf{h}_{k-2} + \nabla^2 \mathbf{a}_k$$

を計算。

これらの式の導出は以下の通りである。

- ステップ 1 における  $\mathbf{A}$  は、(2)-(4) 式より

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_k &= \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta}_k) {}^D\mathbf{a}_k \\ &= \mathbf{R}(-\boldsymbol{\theta}_k) ({}^D\mathbf{f}_k - {}^D\mathbf{g}_k - \mathbf{w}_k) \\ &= \mathbf{R}(-\boldsymbol{\theta}_k) ({}^D\mathbf{f}_k - \mathbf{w}_k) - \mathbf{g} \end{aligned}$$

(1) 式および (7) 式より

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{R}(-\boldsymbol{\theta}_{k-1} - \nabla ({}^D\boldsymbol{\phi}_k - \mathbf{v}_k)) ({}^D\mathbf{f}_k - \mathbf{w}_k) - \mathbf{g}$$

これよりノイズや定数項を除いて

$$\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{f}, \boldsymbol{\phi}) = \mathbf{R}(\boldsymbol{\theta} + \nabla\boldsymbol{\phi})\mathbf{f}$$

とモデル化する。

- ステップ 2 においては、(5)-(6) 式より

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_k &= \mathbf{h}_{k-1} + \nabla \mathbf{s}_k = \mathbf{h}_{k-1} + \nabla (\mathbf{s}_{k-1} + \nabla \mathbf{a}_k) \\ &= \mathbf{h}_{k-1} + \nabla ((\mathbf{h}_{k-1} - \mathbf{h}_{k-2}) / \nabla + \nabla \mathbf{a}_k) \\ &= 2\mathbf{h}_{k-1} - \mathbf{h}_{k-2} + \nabla^2 \mathbf{a}_k \end{aligned}$$

が得られる。

これらを条件付き確率で説明すると次のようになる。

$$P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k)$$

加法定理より

$$\begin{aligned} &= \int_{\mathbf{a}_k} P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k, \mathbf{a}_k) \\ &\quad \cdot P(\mathbf{a}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k) d\mathbf{a}_k \end{aligned}$$

上述の式の導出から分かるように、 $\mathbf{a}_k$  のもとでの  $(\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  と  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k)$  の間の条件付き独立を仮定し、

$$= \int_{\mathbf{a}_k} P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \mathbf{a}_k) P(\mathbf{a}_k | \boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k) d\mathbf{a}_k \quad (10)$$

この (10) 式の第 2 因子の平均を上記ステップ 1 で計算し、第 1 因子をステップ 2 で計算していることになる。

#### 4.2 事前知識を用いた携帯デバイスの状態推定

ここでは、推定したい変数の事前分布の情報を与えることの出来る、経験ベイズの手法により状態推定の精度を向上する方法を提案する。あらかじめ Kinect センサのようなモーションキャプチャを用いて変位と速度の事前分布を構築しておき、それを推定時に与えることで、ノイズの蓄積を抑える。

$\mathbf{h}_{k-1}$ ,  $\mathbf{h}_{k-2}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$ ,  ${}^D\mathbf{f}_k$ ,  ${}^D\boldsymbol{\phi}_k$  が既知であれば、ベイズの定理により、

$$\begin{aligned} &P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k) \\ &\propto P(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k | \mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}) P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}) \end{aligned}$$

であり、加法定理により、

$$= \int_{\mathbf{a}_k} P(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k | \mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \mathbf{a}_k) \\ \cdot P(\mathbf{a}_k | \mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}) d\mathbf{a}_k \\ \cdot P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$$

前節と同様に、 $\mathbf{a}_k$  のもとでの  $(\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  と  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k)$  の間の条件付き独立を仮定し、

$$= \int_{\mathbf{a}_k} P(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k | \mathbf{a}_k) P(\mathbf{a}_k | \mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}) d\mathbf{a}_k \\ \cdot P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$$

である。

この式において、

- 第1 因数の  $P(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k | \mathbf{a}_k)$  は直線回帰により  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k) = \boldsymbol{\beta}\mathbf{a}_k + \boldsymbol{\beta}_0$  により求める。ただし  $\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\beta}_0$  は回帰係数ベクトルとする。
- 第2 因数の  $P(\mathbf{a}_k | \mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  は (5)-(6) 式より

$$\mathbf{a}_k = (\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k-1}) / \nabla \\ = ((\mathbf{h}_k - \mathbf{h}_{k-1}) / \nabla - (\mathbf{h}_{k-1} - \mathbf{h}_{k-2}) / \nabla) / \nabla \\ = (\mathbf{h}_k - 2\mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{h}_{k-2}) / \nabla^2$$

により一意に求まる。

- 第3 因数の  $P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  は近傍法によるサンプリングを行う。あらかじめ、学習データセット  $\mathcal{H} = \{(\mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})\}_k$  を用意しておき、この中からランダムに一つの  $(\mathbf{h}_l, \mathbf{h}_{l-1}, \mathbf{h}_{l-2})$  をサンプリングすれば、この分布は  $P(\mathbf{h}_k, \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  に近似的に従う。この考え方を利用して、 $\mathcal{H}$  から  $(\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  の近傍をサンプリングすることによって  $P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  に従うサンプルを得る。

#### 近傍法を用いた提案手法の実装

以下では、提案手法の実装について述べる。 $\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2}, \mathbf{s}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}$  が分かっているとき、加速度  ${}^D\mathbf{f}_k$ , 角速度  ${}^D\boldsymbol{\phi}_k$  が観測されたとき、以下の手続きを実行する。

1. 学習データ  $\mathcal{H}$  から、 $(\mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  の近傍のサンプル  $(\mathbf{h}_{k-1}^l, \mathbf{h}_{k-2}^l)$  とそれに対応する  $\mathbf{h}_k^l$  を  $L$  個取り出す ( $l \in \{1, 2, \dots, L\}$ )。この  $\mathbf{h}_k^l$  の分布は第3 因数  $P(\mathbf{h}_k | \mathbf{h}_{k-1}, \mathbf{h}_{k-2})$  に近似的に従う。
2. 第2 因数に従い、各  $l$  に対して  $\mathbf{a}_k^l \leftarrow (\mathbf{h}_k^l - 2\mathbf{h}_{k-1}^l + \mathbf{h}_{k-2}^l) / \nabla^2$  を計算。
3. 第1 因数に従い、各  $l$  に対して直線回帰により  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}^l, {}^D\mathbf{f}_k^l, {}^D\boldsymbol{\phi}_k^l) \leftarrow \boldsymbol{\beta}\mathbf{a}_k^l + \boldsymbol{\beta}_0$  を計算。
4.  $L$  個の  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}^l, {}^D\mathbf{f}_k^l, {}^D\boldsymbol{\phi}_k^l)$  から、観測値  $(\boldsymbol{\theta}_{k-1}, {}^D\mathbf{f}_k, {}^D\boldsymbol{\phi}_k)$  の近傍のサンプルを  $M$  個取り出し、それに対応する  $\mathbf{h}_k^m$  の平均

$$\frac{1}{M} \sum_m \mathbf{h}_k^m$$

を  $\mathbf{h}_k$  の推定値とする。

## 5. 評価

この節ではデータ収集システムおよび3次元空間での予備実験を述べる。

### 5.1 データ収集システム

データを収集するためのソフトウェアを Processing 環境で作成した。作成したソフトウェアの画面イメージを図2に示す。



図2 データ収集システムの画面

Kinect からの姿勢情報と同時に加速度センサの値も UDP 通信で受信し、姿勢情報と同じタイミングでサンプリングしファイルに保存する。同時に、音声と動画も保存する。周波数は加速度が 100Hz, Kinect が 30Hz であるが、上述のように Kinect の周波数に同期される。加速度センサである iPodTouch 上のソフトウェアは、Hasc Logger\*2 を用いた。

### 5.2 実験

加速度センサの水平の動きから変位を推定する予備実験を行った。被験者 1 名に加速度センサを右手に持ってもらった。センサの持ち方は、画面が表向きを向く、つまり左手側が正の X 軸速度になるようにした。記録を開始後、約 1 分間手を横方向にゆっくり、かつ緩急をつけて動かしてもらった。

\*2 HASCTool, <http://hasc.jp/>

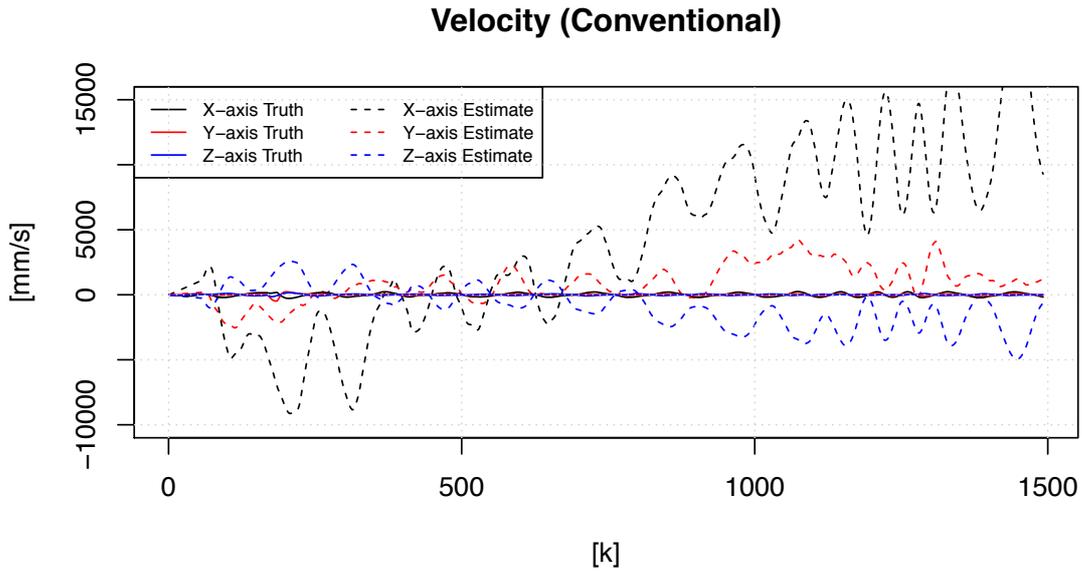


図 3 従来手法による速度の推定結果

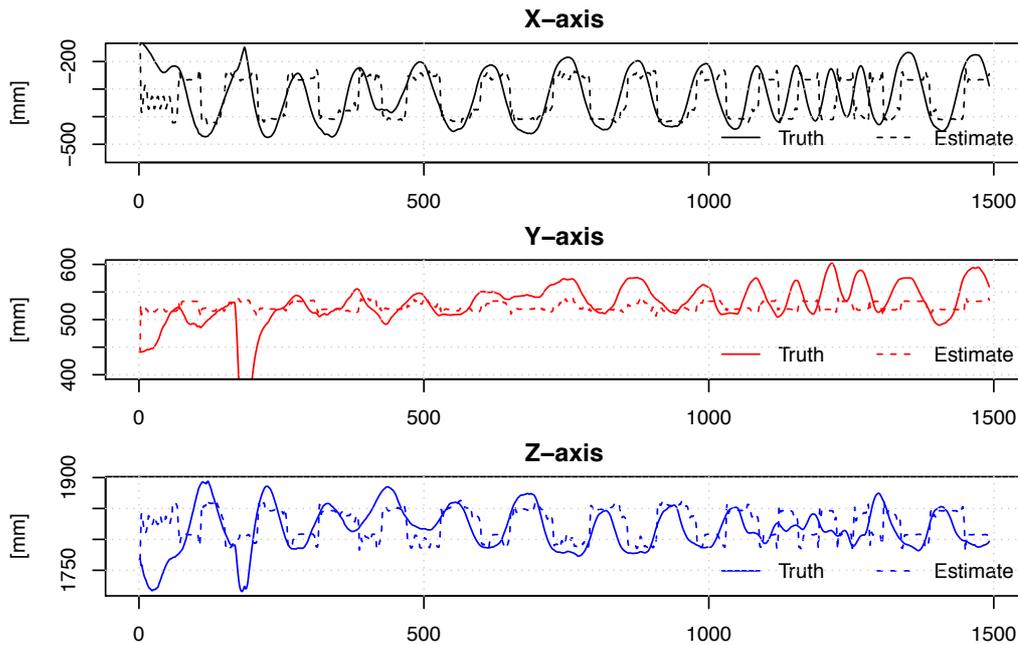


図 4 提案手法による変位の推定結果

### 5.2.1 前処理

実験では Kinect からの手の変位と携帯センサの加速度により事前分布を構築したが、Kinect からのデータと携帯センサのどちらも、スケールやサンプリング時刻のずれが起きることが考えられる。そこで、前処理として以下のような補正をおこなった。

加速度センサの X 軸方向が正確に重力に対して垂直になっているかどうか分からないため、1 秒毎の移動平均を

重力成分と簡便に見なし、重力成分の除去を行った上で、2 サンプルでの 9:1 の重み付き移動平均による平滑化（以下、ローパスフィルタと呼ぶ）を行った。

Kinect から得られた姿勢情報については、手の位置情報から (6) 式により  $s_k$  を求め、次に (5) 式により  $a_k$  を求めた。この各段階の前後でローパスフィルタを用いた。

さらに、相互相関係数が最大となるよう加速度センサの時刻をずらした。また、 $h_{k-1}$ 、 $h_{k-2}$  が分かっているという

前提を満たすため、推定値の初期値は、 $h_1$ ,  $h_2$  に揃えた。

### 5.2.2 事前分布の構築

上記のように準備した携帯センサの加速度および、Kinect からの変位、速度、加速度から従来手法および提案手法に従い、事前分布を求めた。分布を求める際には、データの前半部分を学習データとして用いた。ただし、提案手法では、4.2 節のステップ 1 の  $L$  の値を 500 個、ステップ 4 の  $M$  の値を 125 個とした。

### 5.2.3 実験結果

従来手法の結果のグラフを図 3 に、提案手法の結果のグラフを図 4 に示す。従来手法では、変位の誤差が大きくなりすぎるため、速度の推定結果の図を示す。どちらの図も、X 軸はデータの数を表している。また、図 3 の Y 軸は速度の値、図 4 の Y 軸は変位の値を示している。

従来手法では、速度の段階で、真値 (Truth) に対し、予測値 (Estimate) は、大幅に大きな値となっており、変位になるとずれ幅は、もっと大きくなるのが予測される。また、増減も追従できていないため、うまく追従できているとは言えない。

提案手法では、前半は、いずれの軸でも、ある程度追従できている。ただし、Y 軸の  $k=200$  付近のデータのように、大きな変化がある場合には、追従できていない。これは、大きな変化を、事前知識として持つことが出来ないからである。後半は、途中まではある程度追従できているものの、最後の方では、少し値がずれてしまっている。前半と後半で、追従の精度に違いがあるのは、前半を学習に用いているためである。また、全体的に推定値の方が振幅が小さくなっている。これは最後に推定値の平均を計算しているため、振幅が小さい方を推定しがちであるからだと思う。

このように、提案手法では、従来手法より安定した結果を出すことが確認できる。

## 6. まとめ

本論文では携帯デバイスのセンサデータを人間が保持したときの位置を、経験ベイズによる状態推定により行う手法を提案し、初期評価を行った。その結果、変位を加速度から二回積分により解析的に求める従来手法に比べて、安定して追従できるという結果を得た。今後、次元を上げながらデータを増やし、実用上の精度を求める予定である。

今後、パーティクルフィルタのような重点サンプリングも導入することで、計算速度と精度の向上が見込まれる。また、今回は速度と変位の推定にそれぞれ MAP 推定を行ったが、この間を条件付き確率分布を多段に構成することで、最後にまとめて MAP 推定を行う方法も考えられる。このやり方を拡張すれば、肘や肩など、他の関節の変位の事前分布も導入することも可能と考えられる。

今回は Kinect を用いたキャプチャを用いたが、手が体の

前に来たりするとキャプチャに失敗する現象もたびたび起きた。精密な確率分布の生成には、モーションキャプチャの高精度化も有用であろう。今後の課題として、 $L, M$  の最適なパラメータを得ることがあげられる。

## 謝辞

本研究の一部は、基盤研究 (B) 「物理層と意味層の 2 階層からなるセンサコンテキスト推定技術 (研究代表者: 井上創造)」による。本研究に関して有用な助言をいただいた九州工業大学の生駒哲一氏に感謝いたします。

## 参考文献

- [1] Anderson, F., Grossman, T., Matejka, J., & Fitzmaurice, G. (2013, October). YouMove: enhancing movement training with an augmented reality mirror. In Proceedings of the 26th annual ACM symposium on User interface software and technology (pp. 311-320). ACM.
- [2] 海野敏, 曾我麻佐子, 平山素子, 佐藤豊, 高橋健夫, 岡出美則, ... & 板野肯三. (2013). 身体部位動作の合成システムを用いた現代舞踊の創作支援 ノート PC とタブレットの学習効果の比較. 情報処理, 54(12), 1262-1263.
- [3] Oresti Banos et al., : Kinect=IMU? Learning MIMO Signal Mappings to Automatically Translate Activity Recognition Systems Across Sensor Modalities, ISWC2012.
- [4] 進藤康孝, 鏡慎吾, 橋本 浩一: 人物の姿勢情報を用いた加速度・角速度センサの所持位置と向き の推定, 一般社団法人電子情報通信学会, ASN2013-4(2013-05)
- [5] 坂根裕, 高島政実, 大谷尚史, & 竹林洋一. (2003). マルチモーダルセンシング技術を用いた格闘技解析に関する実験. インタラクシオン.