

# 胎児心拍陣痛図の自動解析と NW・BD 化に関する基礎検討

代表研究者

前田英作

東京電機大学大学 システムデザイン工学部 教授

## 1 はじめに

本研究の目的は、産科医・助産婦が習得すべき基礎技術の一つである胎児心拍数陣痛図 (CTG) の解読を人工知能技術によって自動化することにある。この自動化がある精度で実現できれば、臨床現場における効果的な医療支援が可能になるとともに、CTG 計測のネットワーク化、ビッグデータ化へと発展し、グローバルにも普及する可能性がある。さらに、CTG 自動解読には、深層学習を利用しただけでは解決することができない様々な技術課題が内在しており、信号処理と知識処理との融合領域を開拓するための格好の研究素材でもある。以下にその重要性について述べる。

CTG は、分娩監視装置によって計測される時系列モニタリングデータであり、妊婦の子宮収縮を表す陣痛図と胎児心拍数からなる。妊娠から出産にいたる過程において 2, 3 回は必ず計測される一般的な検査であるものの、CTG の解読プロトコルは複雑で、豊富な知識と経験が必要とされる (図 1)。産婦人科学会作成のマニュアルによれば、CTG のパターンは 80 以上のカテゴリに分類され、各カテゴリは、状態の緊急度に応じて経過観察から緊急帝王切開まで 5 段階のレベルに分けられている (図 2)。人工知能技術を活用して CTG の自動解読が可能になれば緊急度に応じた適切な対応を求められる医師・看護師にとって強力な支援ツールとなる。さらに、産科医の過重労働化、医療裁判リスクの増大などの観点からもこうした診断支援に対する期待は大きい。また、産科医不在地区では妊婦自身による一次診断の助けとしても期待されている。

一方、情報分野の視点からみた本研究の価値は以下の点にある。大量データを駆使してこれまでの常識をこえる認識性能を実現する深層学習などの技術が大きく注目される一方で、問題の複雑度に対して十分なデータを集めることができない課題も多く存在する。大量データ課題と小データ課題とそれぞれに有効な機械学習技術は全く異なるが、それらの境界領域における有効な汎用的手法は未開拓である。大量の信号データと医師の知識・ノウハウとの両方を同時に扱わなければいけない CTG 解読はまさにその境界領域に位置する課題に相当する。深層学習の欠点とされる説明可能性の欠如も本研究による解決を目指す。さらに、CTG のモニタリングデータは対象が出産を目的とする妊婦に限定されており他の擾乱要因が少ない。このことは、他の医療系データ解析に比べて解析がシャープにできる可能性が高いことを意味しており、本研究の魅力の一つでもある。

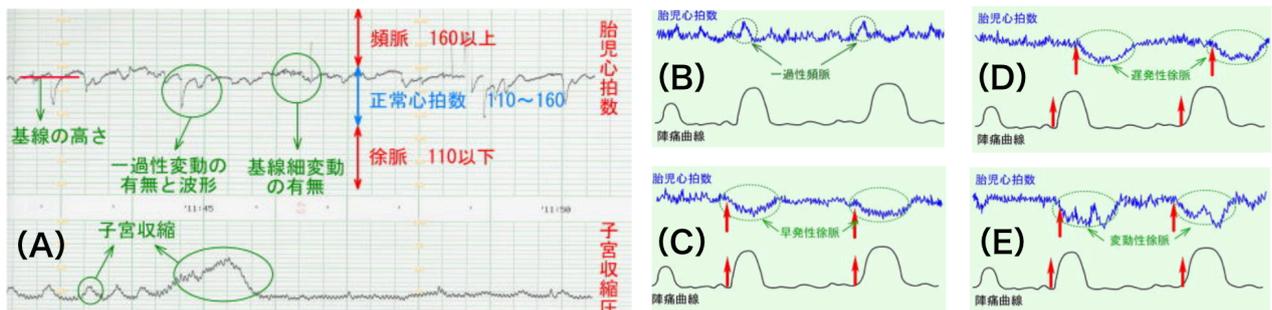


図 1: 心拍陣痛図と専門医による一次解読の例 (A)。正常な赤ちゃんの CTG: 一過性頻脈 (B)、早発一過性徐脈 (C)。胎児機能不全にある赤ちゃんの CTG: 遅発一過性徐脈 (D)、変動一過性徐脈 (E)。

(<http://www.internethospital.net/kensakekkakara-NST-flame.html> より改変)

(表 II-1) 基線細変動正常例

一過性徐脈 心拍数基線	なし	早発	変動		遅発		遷延	
			軽度	高度	軽度	高度	軽度	高度
正常脈	1	2	2	3	3	3	3	4
頻脈	2	2	3	3	3	4	3	4
徐脈	3	3	3	4	4	4	4	4
徐脈 (< 80)	4	4		4	4	4		

(表 II-2) 基線細変動減少例

一過性徐脈 心拍数基線	なし	早発	変動		遅発		遷延	
			軽度	高度	軽度	高度	軽度	高度
正常脈	2	3	3	4	3*	4	4	5
頻脈	3	3	4	4	4	5	4	5
徐脈	4	4	4	5	5	5	5	5
徐脈 (< 80)	5	5		5	5	5		

3\* 正常脈+軽度遅発一過性徐脈：健常胎児においても比較的頻繁に認められるので「3」とする。ただし、背景に胎児発育不全や胎盤異常などがある場合は「4」とする。

(表 II-3) 基線細変動消失例

薬剤投与や胎児異常など特別な誘因がある場合は個別に判断する

一過性徐脈 心拍数基線に かがわらず	なし	早発	変動		遅発		遷延	
			軽度	高度	軽度	高度	軽度	高度
	4	5	5	5	5	5	5	5

(表 II-4) 基線細変動増加例

一過性徐脈 心拍数基線に かがわらず	なし	早発	変動		遅発		遷延	
			軽度	高度	軽度	高度	軽度	高度
	2	2	3	3	3	4	3	4

(表 II-5) サイナソイダルパターン

一過性徐脈 心拍数基線に かがわらず	なし	早発	変動		遅発		遷延	
			軽度	高度	軽度	高度	軽度	高度
	4	4	4	4	5	5	5	5

図 2：胎児心拍数波形のレベル分類（抜粋）。医師がすべき対応と処置は、レベル 1 では経過観察、レベル 5 では急速遂娩の実行、新生児蘇生の準備とされる。（日本産婦人科医会の HP より改変）

## 2 CTG 自動解析にむけた基礎検討

### 2-1 CTG 自動解析の必要性と既存研究

胎児心拍数陣痛図（CTG）の解読支援は医療現場から強いニーズがあり、国際的にもいくつか試み（[1]～[7]）があるにも関わらず、いまだ解決に至っていない課題である。その理由は、次の 2 点にある。第一に、信号処理と機械学習技術だけでは容易に解決できない本質的な問題が内在しており、それに対する情報技術側からの解決策が提示できていない。その問題の困難さはおそらく医師がもつ知識・経験をいかに解読システムに組み込むかという点にあり、単に知識ベースを構築するといった従来手法では解決できない。第二に、CTG データはすべからず医療現場に紐付いた生（なま）の現場のデータであるために電子カルテデータなどに比べてビッグデータ化が遅れているという点にある。

こうした困難があるものの本課題に取り組む意義は以下の 2 点に要約できる。第一に、医療現場における本技術に対するニーズの広さと強さである。CTG を得るための分娩監視装置は、医療機器としては比較的安価で、日本の産科病院には必ず存在し、東南アジア等の医療後進国においても普及が始まっている。したがって、本技術は世界的な標準技術として急速に普及する可能性がある。また、特に、国内においては慢性的に産科医が不足しており、産科医療現場の労働過重化が進んでいる。診療効率を高め、医療過誤を未然に防ぐためのツールとして本技術への期待は強い。

第二に、信号処理・機械学習と知識処理とを結びつける境界領域に位置する課題であり、まだ標準的な手法が見出されていない。こうした種類の課題は多数存在するが、本課題は、解くべき問題がクリアに設定されているとともに、専門医が解いた場合の回答候補と判定基準もマニュアル化されている。したがって、研究の進展過程における技術課題の特定が進めやすく、専門医と人工知能の判断プロセスの違いなどの比較も可能になる。

医療関連で同種の境界領域課題として人工知能による総合診療支援がであると考えられが、総合診療は関連する医学領域が広すぎて現時点では必要技術の特定化、細分化が困難であるのに対し、CTG データは出産を目的とした女性妊婦という限定された対象から獲得されるデータであり、問題をよりクリアに定式化できる可能性が高い。また、本研究提案の採択後、他にも国内でも CTG の自動解析に関する取り組みがはじまっており（[10]～[12]）、今後の進展が期待されている。

### 2-2 データの収集と整備

まず、予備検討を進めるために、既存の公開データに関する調査を行った。その結果、CTG に関連したものとして、以下の 2 つがあることがわかった。まず一つ目は、CTU-UHB Intrapartum Cardiotocography Database (<https://physionet.org/physiobank/database/ctu-uhb-ctgdb/>) である。これは、Czech Technical University (CTU) と University Hospital in Brno (UHB) が整備したもので、2010-2012 年に記録された 9164

症例から 552 症例を選別したものである[8]。これは、注意深く集められた出産直前の 90 分からなる良質のデータであり、関連する臨床データも同時に整備している。しかしながら、9 人の専門医による波形解説結果は公開されていない。もう一つは、University of California, Irvine (UCI), Center for Machine Learning and Intelligent Systems, Machine Learning Repository が提供する Cardiocography Data Set である (<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/cardiocography>) [9]。しかしながらこのデータは、機械学習アルゴリズムを評価・検証するために用意されたデータセットの 1 つであり、原信号からしかるべき手順によって特徴抽出されたあとのベクトルデータであり、原信号のデータは提供されていない。したがって、本研究の目的には使えないものであった。

こうした既存の公開データを利用した予備検討と並行して、産婦人科病院、機器メーカーと協力して臨床データの収集を試みた。現在、実データ約 100 件の取得、読み取りを行い、実データに基づく予備検討を行っているところである。当病院で利用している監視装置には、過去 10 年分の電子データが蓄積されているとともに、毎年 1000 例以上のデータが取得可能であり、予備検討後の本格検討に向け、研究倫理審査などの準備を進めている。

### 2-3 自動解析のための前処理の検討

専門家向けに執筆された CTG 解説に関する解説文献を集め、解説の手順、ポイントを整理し、粗い状態分類を行うことを試みた。信号処理、知識処理の両面から自動化に向けた予備検討を行うこととした。機械学習技術を用いた波形分類について検討を行った。CTG から機械学習分類を行う際には、健常度(胎児心拍数波形レベル分類 (図 2)、pH(胎児がアシドーシスであるかどうか)の推定、国際産婦人科学会における FIGO 分類などが候補となる。こうした分類を教師付き学習で行うためには、医師によるアノテーションが必要であり、次に述べる前処理の検討後に検討することとした。

CTG 判読のもっとも基本となる作業として基線の検出がある。まず、原データから、欠損値の検出と補填、ノイズの除去を行い、基線推定の手がかりとした (図 3)。

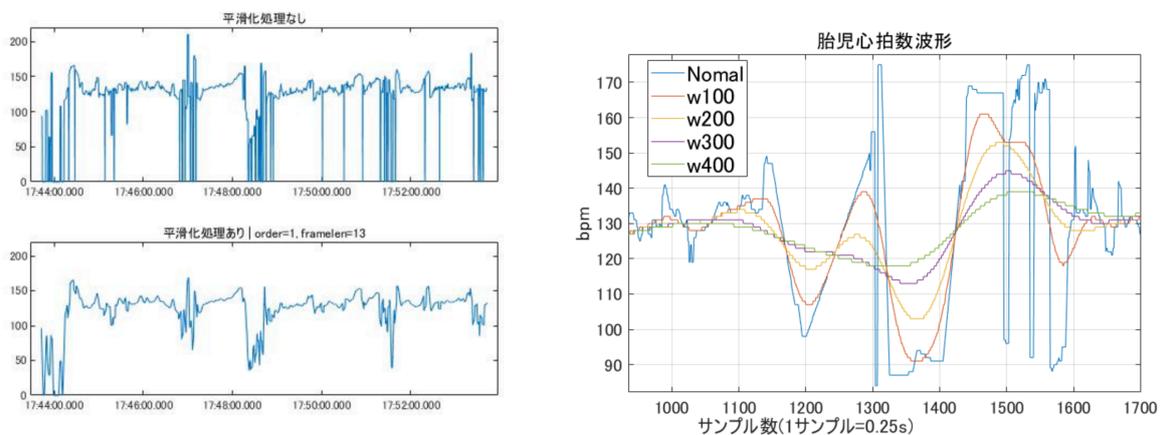


図 3 : デジタル化された CTG 原信号 (左) と平滑化による基線推定 (右)。

## 3 機械学習・信号処理技術の利用による自動解析技術の検討

### 3-1 周波数解析と深層学習による時系列データの解析

CTG データの解析には、時系列信号の分類問題を解くことが必要になる。現在、分類問題を解決するための手段として深層学習 (Deep Neural Network) の有効性が確認されつつある。時系列神郷に対して DNN を適用するための方法として、RNN (Recurrent Neural Network) LSTM (Long short-term memory) など様々な方法が提案されているが、それぞれの特性や優位性は必ずしも明確になっていない。そこで、将来的に CTG データに適用することを念頭におきつつ、時系列センサデータからの行動認識を題材にして、DNN による時系列解析法の検討を行った ([13][14])。

センサデバイスの時系列データを扱うための標準的方法を確立するため、国際会議 Ubicomp2018 のサテライトワークショップで開催された国際コンテスト (SHL-Challenge@Ubicomp18) に参加した。これは、ユーザの

持つスマートフォン内蔵のセンサ情報を用いて、個人の行動を認識するタスクに関するものである。従来手法はハンドメイドに抽出した特徴量を認識する行動に応じて開発していたものであり、最新の機械学習手法による方法論の確立が急務であった。本研究では、センサの時系列データを周波数解析 (FFT) により 2 次元画像を取得し、これを深層学習器 (CNN) にかけることにより、高精度の識別を可能にする手法を開発した (図 4、図 5)。

センサの時系列データを周波数解析 (FFT) により 2 次元画像を取得し、これを深層学習器 (DNN) にかけることにより、キー特徴量を意識することなく高精度の識別を可能にする手法を開発した。図 6 に、提案手法によって学習を行った時の学習曲線を示す。本技術を用いて、8 状態の識別を行う国際コンテストに参加し、エントリー 35 チーム中 3 位の成績、最終識別性能 (F 値) 0.934 を得た (図 7)。

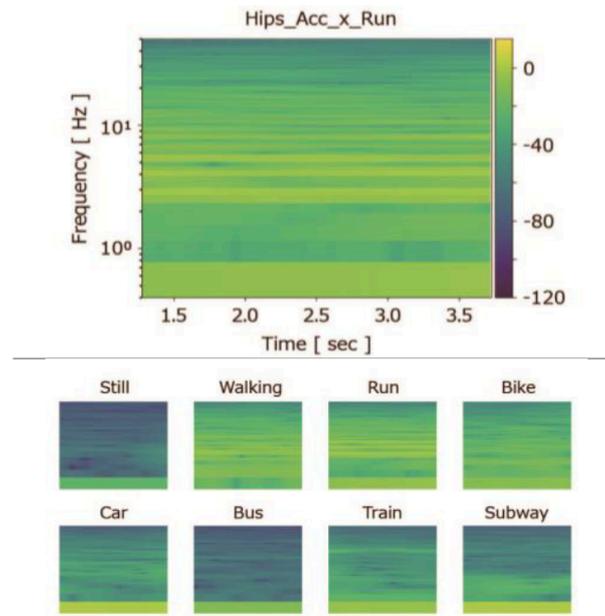


図 4 : 時系列信号のスペクトル解析の例 (上)。8 つの状態によるスペクトル解析結果 (下)。

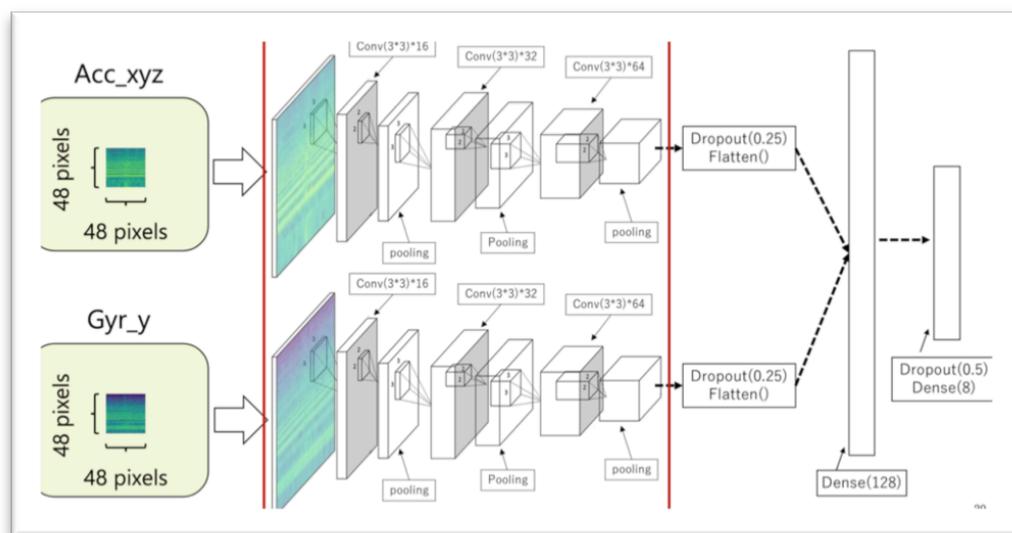


図 5 : マルチセンサー情報を利用するための深層転移学習のモデル。

#### 4 今後の予定

上記3で開発して時系列信号の解析手法を、2で準備中のCTG臨床データに適用し、図2でのべたCTGレベル分類試みる予定である。

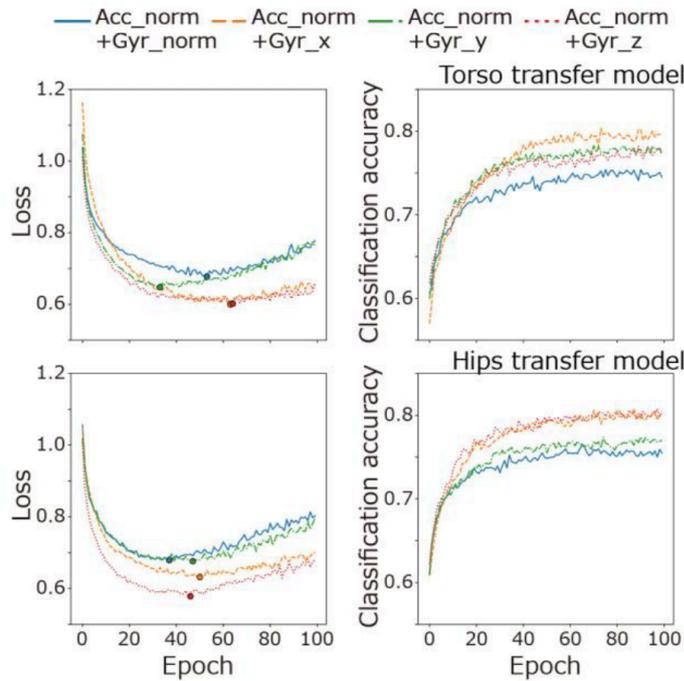


図6：2種のセンサデバイス（Torso（上段）、Hips（下段））の深層転移学習による学習曲線。4本の曲線は、利用したセンサデータの違い(Gyro センサの x, y, z 軸方向の大きさ及びノルム)を表す。

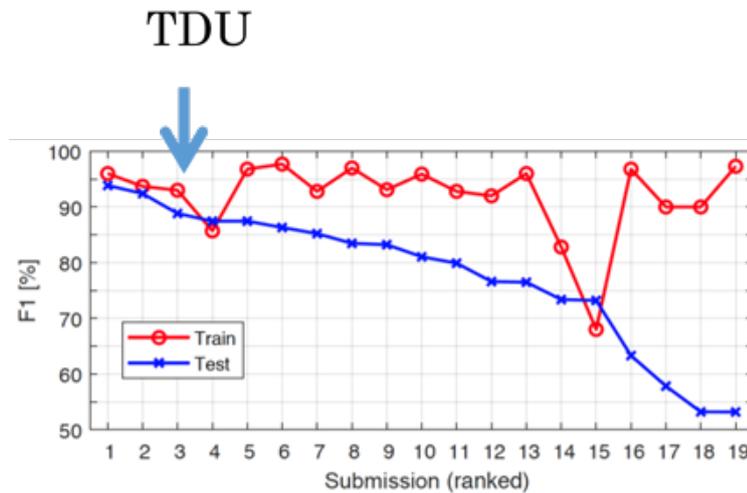


図7：SHL challenge2018の成績。Testデータに対する評価値（青線）によって第3位。

## 【参考文献】

- [1] A S. Hakan and S. Abdulhamit, "Classification of the car-diotocogram data for anticipation of fetal risks using ma-chine learning techniques," *Applied Soft Computing*, vol.33,no.C, pp.231–238, Aug. 2015.
- [2] Y. Zhang and Z. Zhao, "Fetal state assessment based on car-diotocography parameters using pca and adaboost," 10thInternational Congress on Image and Signal Processing,BioMedical Engineering and Informatics, pp.1–6, Oct. 2017.
- [3] P. Warrick and E. Hamilton, "Intrapartum fetal-state clas-sification using long short-term memory neural networks,"*Computing in Cardiology Conference*, pp.1–4, Sept. 2017.[
- [4] R.S. Kamath and R.K. Kamat, "Modeling fetal morphologicpatterns through cardiotocography data: Decision tree-based approach," *Journal of Pharmacy Research*, vol.12,pp.9–12, Jan. 2018.
- [5] Z. Alfirevic, D. Devane, & GM. Gyte, Continuous cardiotocography (CTG) as a form of electronic fetal monitoring (EFM) for fetal assessment during labour. *Cochrane Database Syst Rev*. 2013 May 31;(5):CD006066, 2013.
- [6] D.Ayres-de-Campos, C. Y. Spong, E. Chandrharan, Z. Alfirevic, D. Devane, & GM. Gyte, FIGO consensus guidelines on intrapartum fetal monitoring: Cardiotocography, *International Journal of Gynecology and Obstetrics* 131, 13–24, 2015.
- [7] D.Ayres-de-Camposa, C.Costa-Santosb, & J.Bernardesa, Prediction of neonatal state by computer analysis of fetal heart rate tracings: the antepartum arm of the SisPorto® multicentre validation study, *European Journal of Obstetrics & Gynecology and Reproductive Biology* 118, 52–60, 2015.
- [8] V.Chudáček, J.Spilka, M.Burša, P.Janků, L.Hruban, M.Huptych, L.Lhotská. Open access intrapartum CTG database. *BMC Pregnancy and Childbirth* 2014 14:16.
- [9] A.de Campos et al., SisPorto 2.0 A Program for Automated Analysis of Cardiotocograms. *J Matern Fetal Med* 5:311-318, 2000
- [10] 原田翔太、早志英朗、古賀俊介、重見大介、柴田綾子、吉田昌義、蓮尾泰之、内田誠一、Cardiotocogramの識別に基づく胎児の状態推定、*信学技報*, vol. 119, no. 51, MI2019-14, pp. 61-63, 2019.
- [11] 村田将治、CTG（胎児心拍数陣痛図）におけるAI（人工知能）導入の可能性、第58回日本生体医工学会大会、SY-090、2019.
- [12] 柴田千尋、胎児心拍数陣痛図データからの胎児アシドーシス予測、第58回日本生体医工学会大会、SY-091、2019.
- [13] C.Tan, F.Sun, T.Kong, W.Zhang, C.Yang, and C.Liu, "A Survey on Deep Transfer Learning," arXiv preprint, arXiv:1808.01974, 2018.
- [14] C.Ito, X.Cao, M.Shuzo, and E.Maeda, "Application of CNN for Human Activity Recognition with FFT Spectrogram of Acceleration and Gyro Sensors," *Proc. UbiComp'18*, pp. 1503–1510, ACM, 2018.

## 〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
C.Ito, X.Cao, M.Shuzo, and E. Maeda, Application of CNN for Human Activity Recognition with FFT Spectrogram of Acceleration and Gyro Sensors	Proc. UbiComp'18, pp. 1503–1510, ACM, 2018.	2018.10
C. Ito, X. Cao, M. Shuzo, and E. Maeda, CNN for Human Activity Recognition on Small Datasets of Acceleration and Gyro Sensors Using Transfer Learning	Proc. UbiComp'19 (to appear)	2019.9
X. Cao, W. Kudo, C. Ito, M. Shuzo & E. Maeda, Activity Recognition using ST-GCN with 3D Motion Data	Proc. UbiComp'19 (to appear)	2019.9