

# 55A 腰部に装着した単一慣性センサと深層学習を用いた 多様な歩行動作における下肢関節角度の推定

知能システム学コース

## 1. 緒言

現在は高齢者、患者の歩行異常を確認するために問診、目視の歩行観察、簡単なテストでの数値評価を用いているが、それでは再現性、客観性のなさ、見逃しのリスクという問題点が存在している。また、光学式や慣性式のモーションキャプチャは、装置の多さ、場所の制限による高齢者、患者への負担の大きさ、費用の高さなどから臨床現場での使用は難しい。そこで、先行研究により、腰につけた慣性センサからの加速度、角速度、データからディープラーニングを用いて関節角度推定を行った[1][2]。結果として精度は高く、良い結果を得られたが、健常者のみのデータであることより高齢者や患者の歩行である多様な歩行についての検証が必要であった。

そこで、本研究では慣性センサ、慣性式モーションキャプチャを用いて多様な歩行データを取得した。そして、収集したデータについて CNN(Convolutional Neural Network)と呼ばれるニューラルネットワークを用いたディープラーニングを行うことにより、多様な歩行においての下肢関節角度の推定を行った。学習のために複数人の歩行データが必要であるが、多様な歩行における関節角度の推定が可能かどうか未知数であるため、健常者の男性 16 人、女性 14 人からのデータを用いて下半身関節角度推定を行うこととした。

## 2. 実験方法

### 2-1 計測装置

本研究での入力データとして、Figure 1(a)の E2BOX と呼ばれる慣性センサを用い、データを収集した。この慣性センサは本研究では腰に装着し、得た加速度、角速度データを無線でパソコンに送るという仕組みである。

また、ディープラーニングの正解ラベルである関節角度においては、Figure 1(b)の XSENS と呼ばれる慣性式モーションキャプチャを用いた。これは、Figure 2 に示すように、センサを腰、左右の太もも、脛、足先の計 7 か所に装着することで、人の下半身の動きを測定できる。



(a) Inertial Sensor(E2BOX) (b) Motion Capture (XSENS)

Figure 1 Experimental equipment used in this research



Figure 2 Experimental equipment installation

### 2-2 データ収集

歩行データの収集は健常者の被験者に患者や高齢者の歩行の再現を行ってもらった。

まずは一人の健常者の被験者に対して通常歩行、失調性歩行、股関節を挙上させる歩行、パーキンソン歩行、杖を突く歩行、動揺性歩行、ぶん回し歩行、鶏歩、片足を引きずる歩行の計 9 種類の歩行の再現を各 5 分間、100Hz の周波数で行った。

次に、30 人の健常者の被験者に対して通常歩行、パーキンソン歩行、右手で杖を突く歩行、左手で杖を突く歩行、ぶん回し歩行の計 5 種類の歩行の再現を各 3 分間、100Hz の周波数で行った。

しかし、データの一部の被験者データは欠損や計測条件の不一致が確認されたため、解析対象から除外し、男性 16 人、女性 13 人、計 29 人のデータを用いることとした。また、通常歩行においてはデータの欠損より、男性 15 人、女性 13 人、計 28 人のデータを用いることとした。

## 3. 関節角度推定アルゴリズムの開発

今回の収集したデータを用いて 3 種類の推定を行った。

### 3-1 データセット

単一被験者から収集したデータは、各歩行に対して 7 割を training, 1.5 割を validation, 1.5 割を test に分割し、100×6 のサンプリングウィンドウで幅 10 ずつスライドさせ、データセットに切り出した。100Hz で計測するため 100 は 1 秒間のデータに相当し、6 は慣性センサの X,Y,Z 軸の加速度、角速度データ数である。対応する正解データは 1×6 であり、6 は両脚の股、膝、足首関節の角度データの数である。データセットは合計 18,150 個作成された。

また、複数被験者からデータを収集させてもらったが、データが正しく取得できているかを確認するため、健常者本来の歩行である通常歩行のみのデータを用いて学習を行い、先行研究の結果と見比べることでデータの妥当性を確認するためのデータセットを作成した。一度に見る時間経過の変化を多くすることで個人差をとらえやすくするため、200×6 のサンプリングウィンドウで幅 10 ずつスライドさせ、データセットに切り出した。200 は 2 秒間のデータに相当し、6 は慣性センサの X,Y,Z 軸の加速度、角速度データ数である。対応する正解データは 1×6 であり、6 は両脚の股、膝、足首関節の角度データの数である。28 人のデータからランダムで 3 人を validation, 1 人を test とし、残りを training とした。これを 3 回行い、そこから求められた 3 回の推定結果を平均したものを結果とした。これは、再現性・公平性を担保するためである。また、データセットは合計 20,330 個作成された。

さらに、複数被験者から収集したデータをすべて使用した学習においては、通常歩行のみの時と同じ入力、出力の形とした。そして、29 人の data を用いたが、そこから通常歩行のみの時と同じ validation, test を選び、残りを training とした。これを 3 回行い、そこから求められた 3 回の推定結果を平均したものを結果とした。また、データセットは合計 149,594 個作成された。

### 3-2 関節角度推定アルゴリズム

関節角度推定には 1 次元 CNN を用いた。1 次元 CNN は畳み込みカーネル(フィルタ)が入力データの連続した時間ステップに沿って動くことにより、時系列データにおける短期的なパターンや変化(例えば加速度の急な変化や周期性)を捉えやすくなり、局所の特徴を効率的に学習できるニューラルネットワークである。

単一被験者のデータを用いて推定を行った CNN モデルは、3 つの CNN 層(512 ユニティ、128 ユニティ、64 ユニティ)と 4 つの

Table 1 Single-subject MAE[°]

	normal	ataxic	hip	parkinson	stick	waddling	circumduction	steppage	left knee
MAE	2.74	3.06	1.87	1.7	2.14	4.49	4.14	4.14	4.28

Table 2 Average of the MAE of the three results (Normal gait) [°]

	average	R_Hip	R_Knee	R_Ankle	L_Hip	L_Knee	L_Ankle
average	3.88	3.88	5.37	3.83	3.03	4.43	2.72

Table 3 Average of the MAE of the three results (Varied gait) [°]

	average	R_Hip	R_Knee	R_Ankle	L_Hip	L_Knee	L_Ankle
average	3.81	3.51	4.67	4.06	2.54	4.95	3.12

Dense 層(64 ユニット, 32 ユニット, 16 ユニット, 6 ユニット)で構成される。最適化アルゴリズムには Adam, 損失関数には平均絶対誤差(MAE)を使用した。モデルの学習は batch\_size64 で 100epoch 行われ, 学習率を 1e-3 とした。

複数被験者数の通常歩行のみのデータを用いて学習した CNN モデルは, 4 つの CNN 層(64 ユニット, 128 ユニット, 256 ユニット, 256 ユニット)と 4 つの Dense 層(128 ユニット, 64 ユニット, 32 ユニット, 6 ユニット)で構成される。最適化アルゴリズムには Adam, 損失関数には平均絶対誤差(MAE)を使用した。モデルの学習は batch\_size64 で 100epoch 行われ, 学習率を 3e-4 とした。

複数被験者のデータを用いて推定を行った CNN モデルは, 4 つの CNN 層(64 ユニット, 128 ユニット, 256 ユニット, 256 ユニット)と 4 つの Dense 層(128 ユニット, 64 ユニット, 32 ユニット, 6 ユニット)で構成される。最適化アルゴリズムには Adam, 損失関数には平均絶対誤差(MAE)を使用した。モデルの学習は batch\_size64 で 100epoch 行われ, 学習率を 3e-4 とした。

### 3-3 推定結果

まず, 単一被験者の時の学習済みモデルを未知のテストデータに適用し, 右股関節角度を推定した結果を Figure3 に示す。代表的な結果として, 通常歩行(a), パーキンソン歩行(b), 杖を突く歩行(c), ぶん回し歩行(d)の実測値と予測値を比較したグラフである。すべての歩行条件における各関節のテストデータに対する平均絶対誤差を Table 1 に示す。

次に複数被験者数の通常歩行のみのデータを用いて学習を行い, 学習済みモデルを未知のテストデータに適用した。代表的な結果として, 1 回目(a), 2 回目(b), 3 回目(c)の通常歩行の右股関節角度の実測値と予測値を比較したグラフを Figure 4 に示す。3 回の結果のテストデータに対する平均絶対誤差の平均を Table 2 に示す。

最後に, 複数被験者から収集したデータを用いて学習を行い, 学習済みモデルを未知のテストデータに適用した。1 回目の学習時における損失関数を Figure 5 に示す。代表的な結果として, 1 回目(a), 2 回目(b), 3 回目(c)の通常歩行の右股関節角度の実測値と予測値を比較したグラフを Figure 6 に示す。通常歩行における 3 回の結果のテストデータに対する平均絶対誤差の平均を Table 3 に示す。

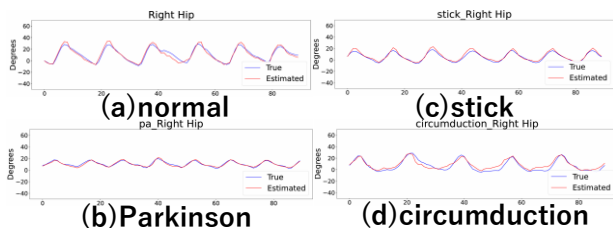


Figure 3 Actual (blue) vs estimated (red) Right Hip Joint Angle

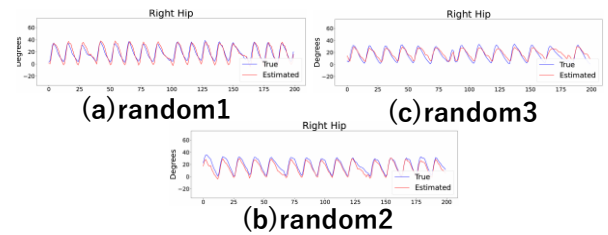


Figure 4 Actual (blue) vs estimated (red) Right Hip Joint Angle

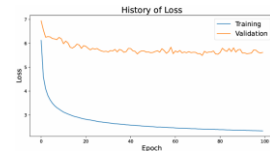


Figure 5 Loss function transition

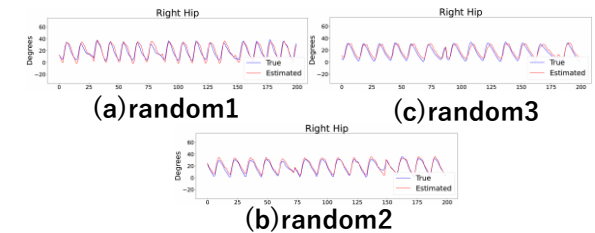


Figure 6 Actual (blue) vs estimated (red) Right Hip Joint Angle

## 4. 結 言

単一被験者を用いた場合, 動きの大きな歩行ではピーク値が真値と一致しない箇所も見られ, 精度が低下する部分も存在したが, すべての歩行において全体的な波形形状を再現することができた。また, 複数被験者の通常歩行のみを用いて学習した場合においても, 全体的な波形形状を再現できていたことから関節角度の推定が可能であることを確認した。先行研究の結果と比較しても MAE の差が小さいことより, 本研究で収集したデータの妥当性が示された。さらに, 複数被験者から収集した多様な歩行を含むデータを用いた推定結果においても精度の大きな低下は見られず, 多様な歩行動作においても下肢関節角度の推定が可能であることを確認した。

しかし, 一部条件においては誤差の大きい場合も見られたことから, さらなる精度向上には学習データ量および多様性の拡張が重要と考えられる。

今後の研究として, シミュレーションや生成 AI を用いて人間の歩行データを増やすことで精度の改善を行う予定である。

## 参考文献

- [1] T.T. Alemayoh, J.H. Lee, S. Okamoto, Leg-Joint Angle Estimation from a Single Inertial Sensor Attached to Various Lower-Body Links during Walking Motion, Appl. Sci. Vol.13, 4794, 2023.
- [2] K. Toyoshima, J.H. Lee, S. Okamoto, Development of Real-Time Leg Joint Angle Estimation System Using Single IMU and Deep Learning, Lecture Notes in Mechanical Engineering, Proceedings of the 7th International Conference on Mechanical, System and Control Engineering (ICMSC 2025), Springer, 2025.

# 腰部に装着した単一慣性センサと深層学習を用いた 多様な歩行動作における下肢関節角度の推定

# 目次

1. タイトル
2. 研究背景
3. 研究目標
4. 実施内容
5. 結論および、今後の計画

## 2. 研究背景

- ・現在は、問診、目視の歩行観察、簡単なテストでの数値評価により歩行異常を確認

例:TUG(Time Up and Go)テスト、Bergバランススケール

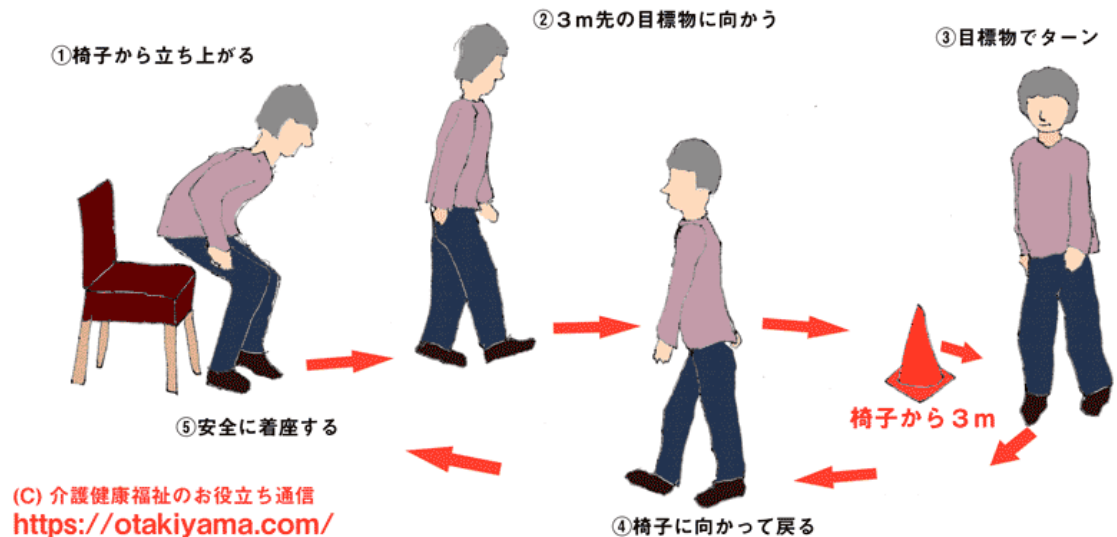


### 問題点

- ・客観性のなさ
- ・異常やリスクの見逃し
- ・再現性のなさ



### Timed “Up and Go” Test (TUGテスト)

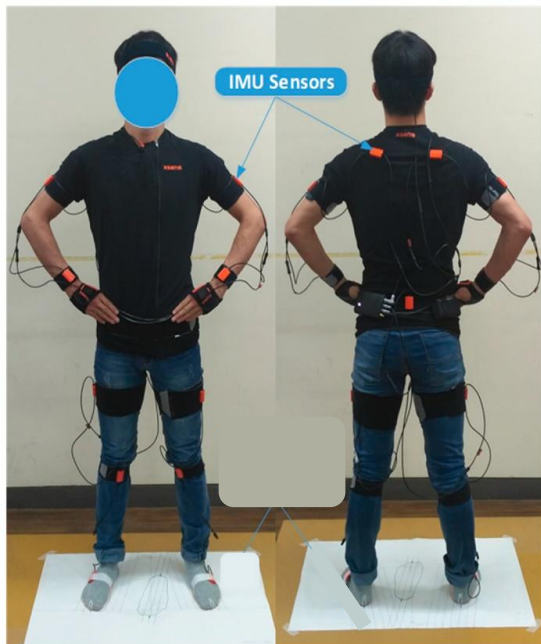


(<https://carenote.jp/timed-up-and-go-test/>)

## 2. 研究背景(続き)

時間経過で誤差が大きくなる

慣性センサ式モーションキャプチャ



(Guo, L.; Xiong, S. Accuracy of Base of Support Using an Inertial Sensor Based Motion Capture System, *Sensors* 2017)

大掛かり、場所の制限

光学式モーションキャプチャ



(<https://optitrack.com/>)

← マーカーの位置ずれによる影響の大きさ →

← 装置が多い (患者の負担大) →

← 初期設定が必要 →

← 高価 →

臨床、現場での活用は難しい

## 2. 研究背景(続き)

### ・ 先行研究

Koyo Toyoshima, Jae Hoon Lee, Shingo Okamoto.(2024).Development of Real-time Leg Joint Angle Estimation System Using Single IMU and Deep Learning

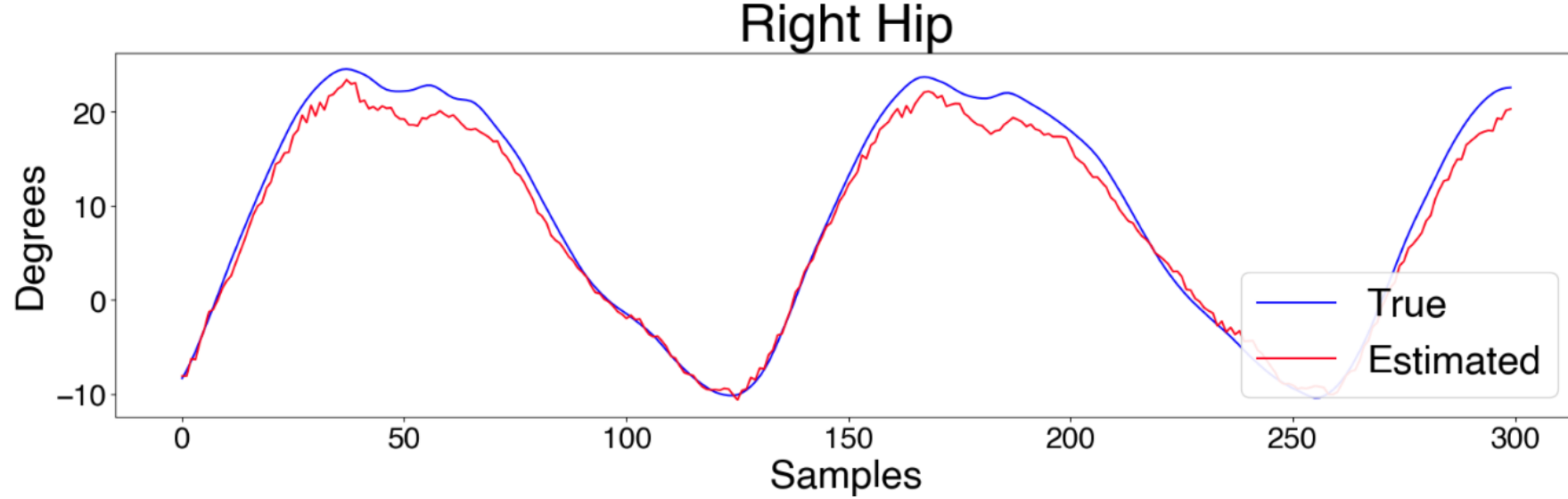
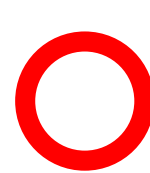


図 先行研究での右股関節の関節角度推定結果



健常者

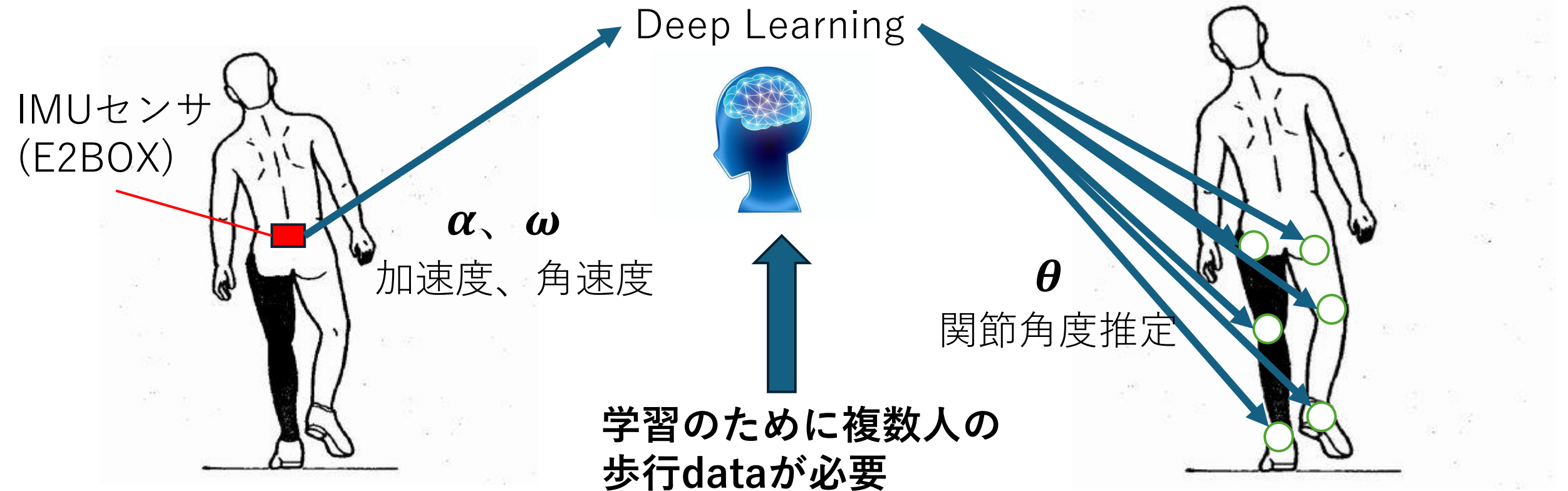
・ 股関節、膝関節、  
足首関節の角度推定が可能



・ 臨床現場で活用するために、  
高齢者、障がい者への適用が  
必要

# 3. 研究目標

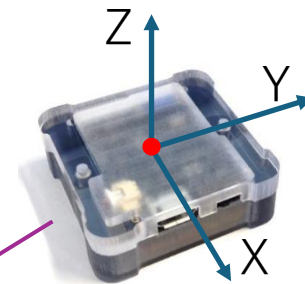
- 腰の単一慣性センサとディープラーニングを用いた多様な歩行動作の認識



# 4. 実施内容

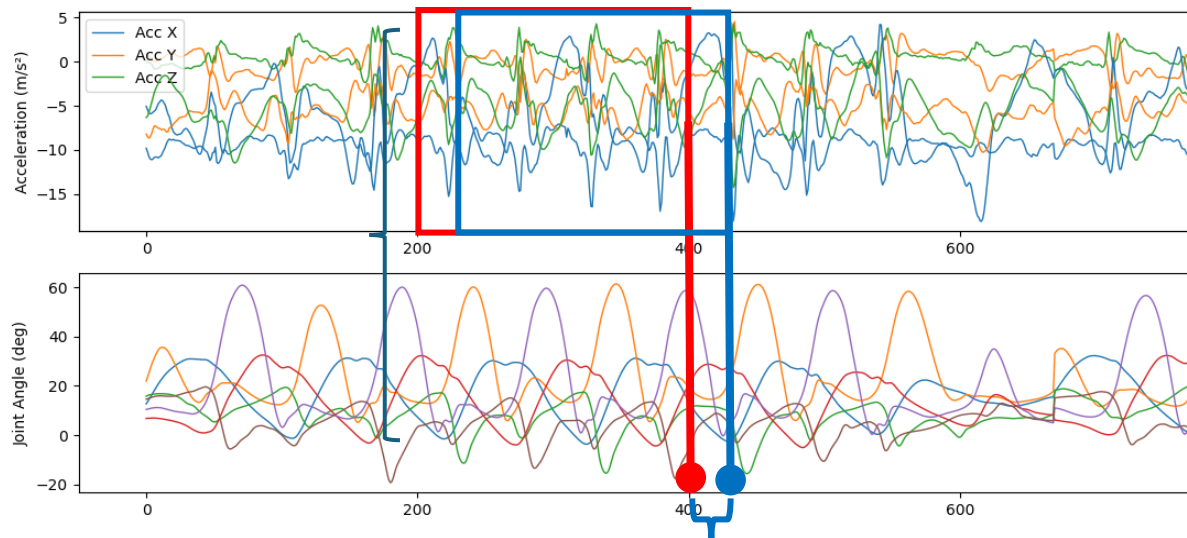
## 4.1 data収集

- ・ **E2BOX**(慣性センサ)  
: 加速度・角速度dataを得ることができる  
腰につけて、入力データとして利用する



## データセット

Window size:  
200data



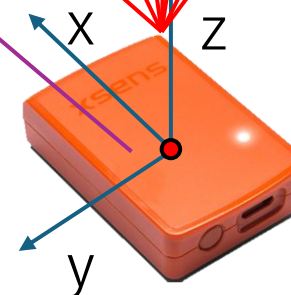
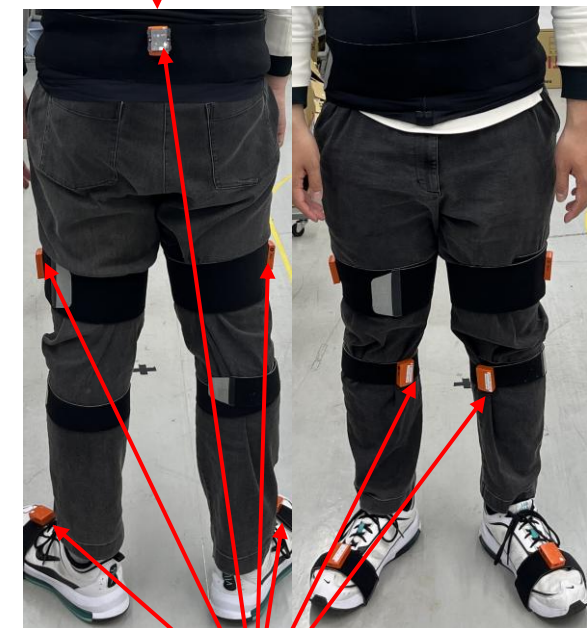
Step size:  
10data

- ・ **XSENS**

: 下半身に7個装着することで使用できる慣性式モーションキャプチャ関節角度を得ることができ、正解データ(ラベル)として利用する

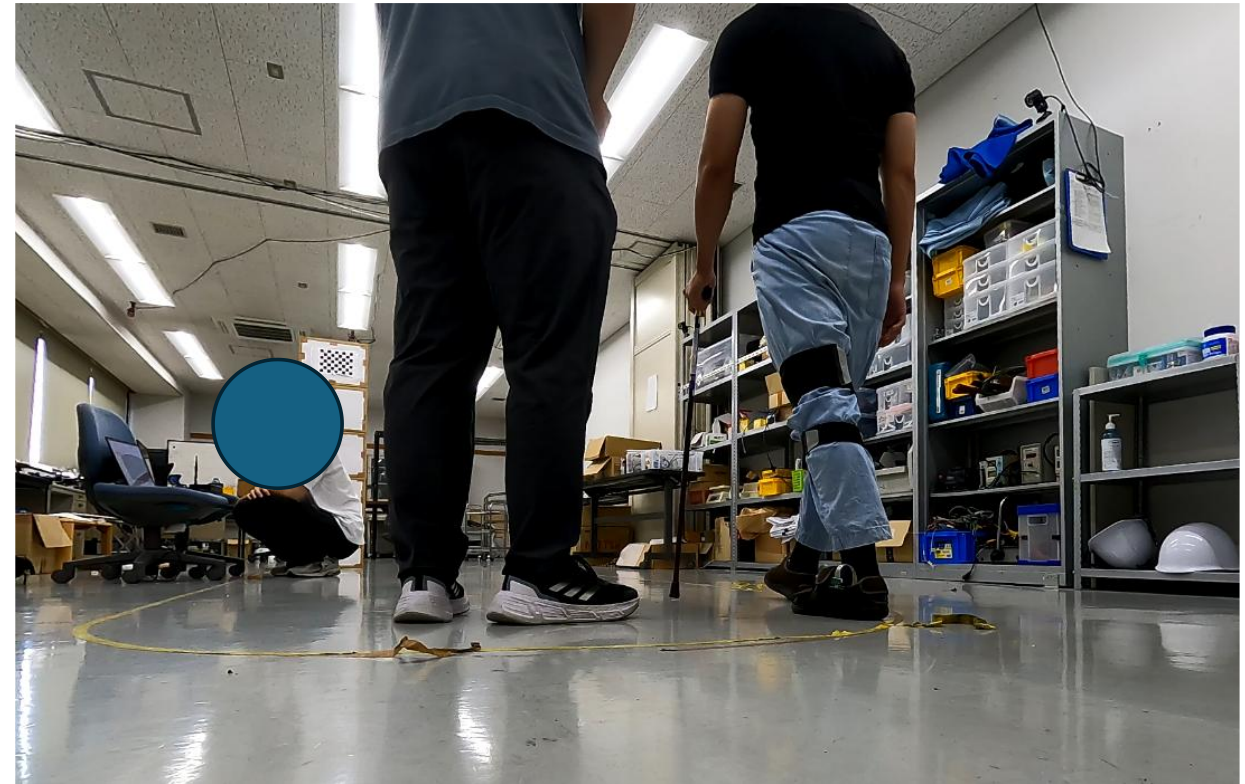
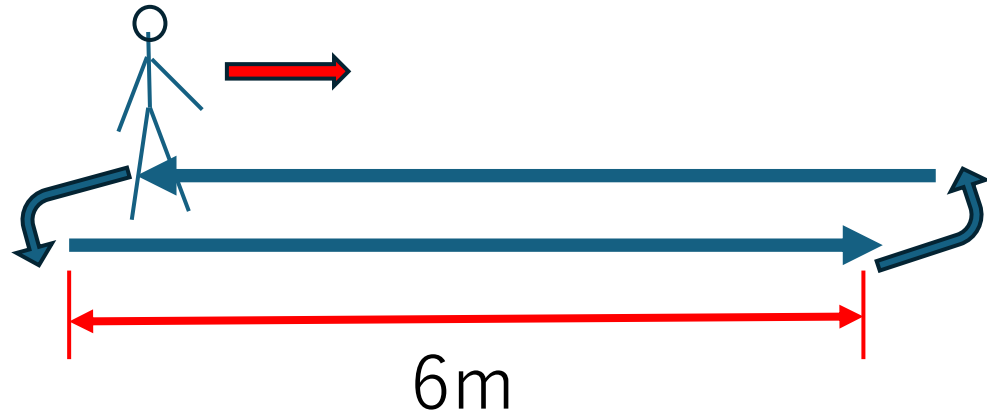
**入力**  
加速度, 角速度  
(200 × 6)  
2秒間

**出力**  
関節角度  
(1 × 6)



# 4. 実施内容

## 4.1 data収集



- 歩行種類（5種類）ごとに3分間歩いてもらった
- 参加者：男性16人、女性14人、計30人
- データの不具合により男性15人、女性13人、計28人のデータを用いた。

# 4. 実施内容

## 歩行動作

## 4.1 data収集

普通歩行

パーキンソン歩行  
(歩幅、手の振りが小さい)



杖を突く (左右どちらも)

ぶんまわし歩行



# 4. 実施内容

## 4.2 データセット作成

- validationを3人、testを1人ランダムで選ぶ（3回）



これらを平均

- **多様な歩行**も用いて関節角度推定

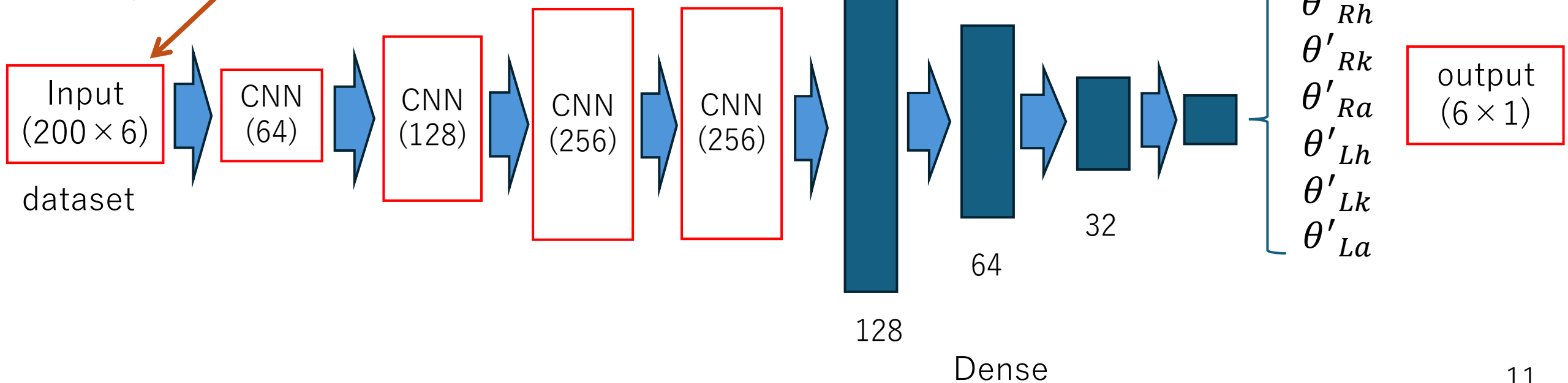
表 学習ごとのデータ

	通常歩行のみ	多様な歩行
データセット数	20330	149594
時間[s]	2033	14959.4

# 4. 実施内容 4.3 学習

先行研究のprogramを参考に、modelを学習させた

加速度,  
角速度



# 4. 実施内容

## 4.3 結果：(検証1回目)

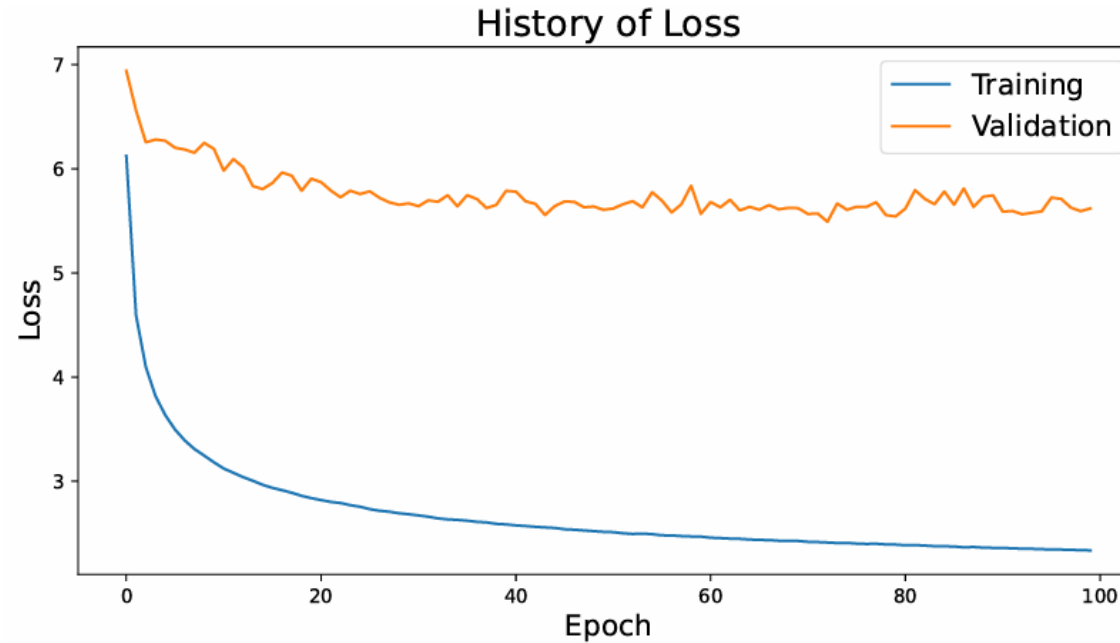
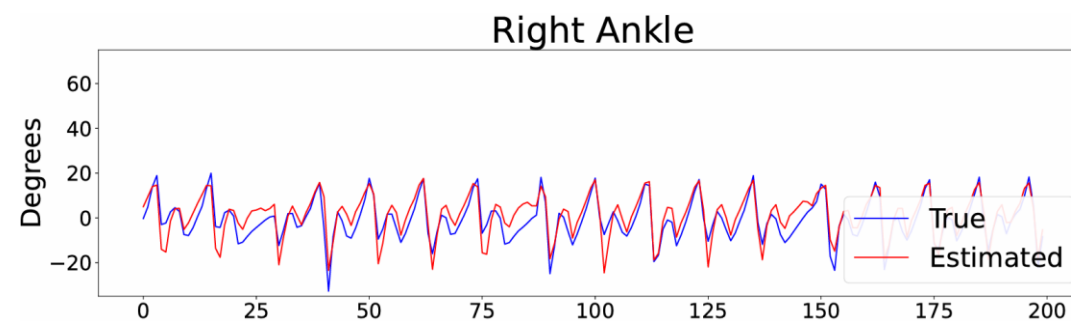
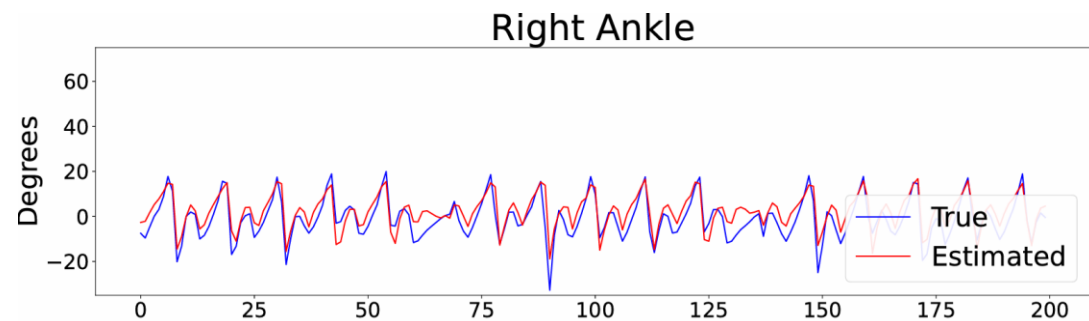
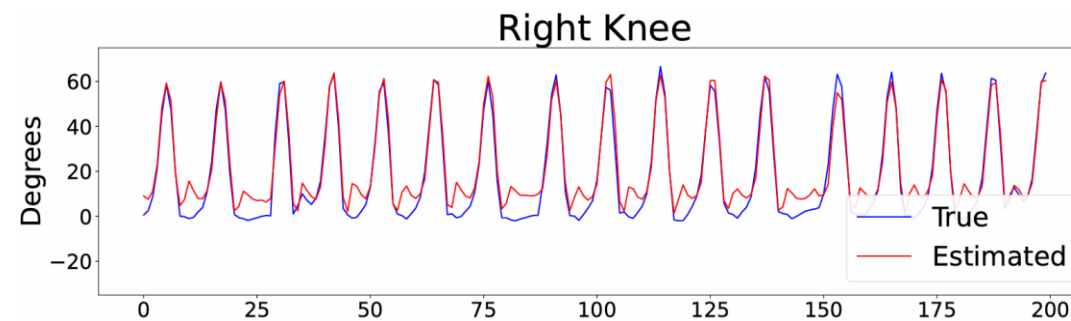
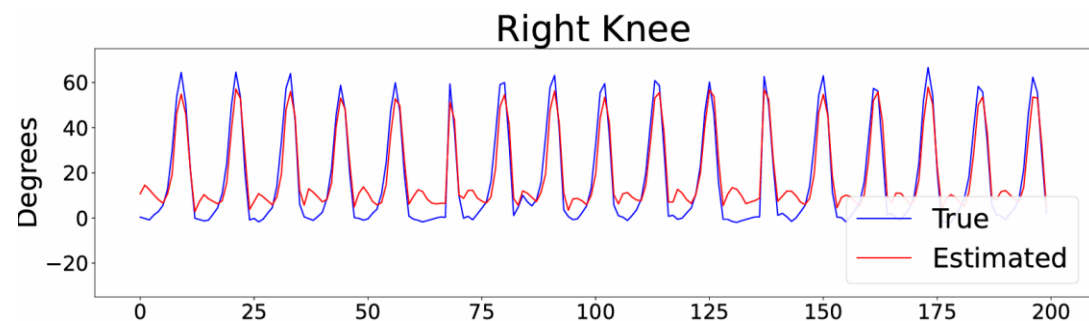
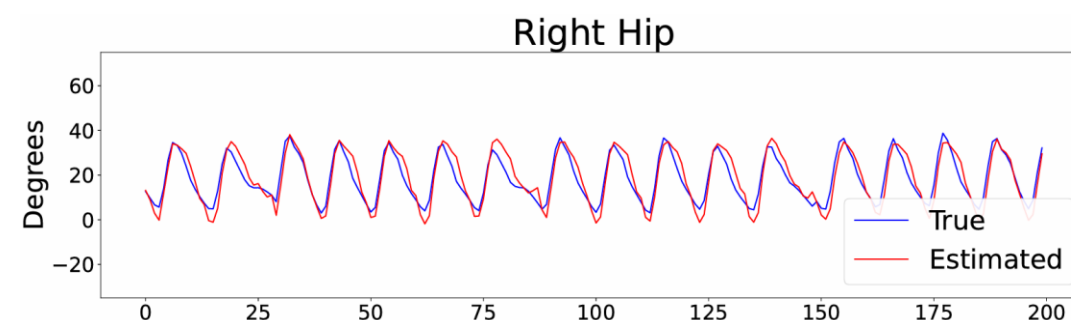
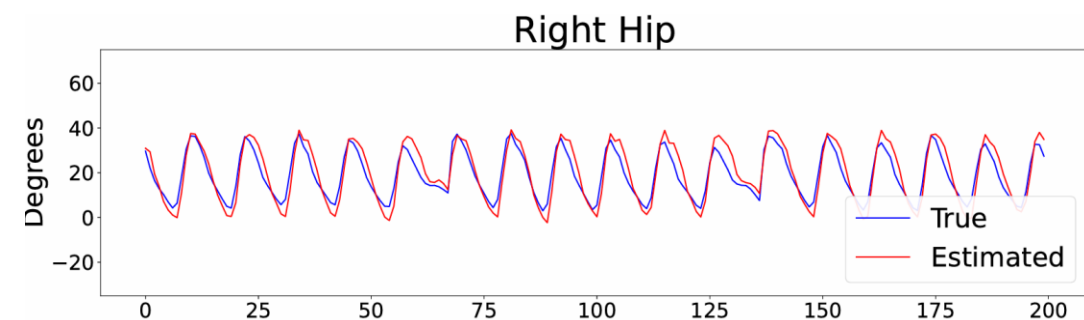


図 epochごとのtrainとvalidのloss (多様な歩行)

# 4. 実施内容

## 4.3 結果：通常歩行の右関節の実際値と推定値の比較グラフ(検証1回目)



通常のみ

多様な歩行

# 4. 実施内容

— : MAE>5

## 4.3 結果

表 平均絶対誤差と標準偏差（先行研究）[°]

	Right			Left		
	Hip	Knee	Ankle	Hip	Knee	Ankle
Normal	4.90 ± 2.55	4.30 ± 3.28	3.23 ± 2.73	4.78 ± 2.57	4.19 ± 2.97	3.36 ± 2.77

表 関節ごとの平均絶対誤差（通常歩行のみを用いた歩行）[°]

	Average	Right			Left		
		Hip	Knee	Ankle	Hip	Knee	Ankle
Average	3.88	3.88	<u>5.37</u>	3.83	3.03	4.43	2.72

表 関節ごとの平均絶対誤差（多様な歩行を用いて学習）[°]

	Average	Right			Left		
		Hip	Knee	Ankle	Hip	Knee	Ankle
Average	3.81	3.51	4.67	4.06	2.54	4.95	3.12

# 4. 実施内容

— : MAE>5

4.3 結果 表 平均絶対誤差と標準偏差（先行研究：通常歩行のみ）

	Right			Left		
	Hip	Knee	Ankle	Hip	Knee	Ankle
Normal	4.90 ± 2.55	4.30 ± 3.28	3.23 ± 2.73	4.78 ± 2.57	4.19 ± 2.97	3.36 ± 2.77

表 歩行種類ごとの平均絶対誤差（多様な歩行） [°]

	Average	Right			Left		
		Hip	Knee	Ankle	Hip	Knee	Ankle
Normal	3.81	3.51	4.67	4.06	2.54	4.95	3.12
Parkinson	4.64	3.47	<u>7.80</u>	3.66	3.36	<u>6.21</u>	3.36
L_stick	<u>5.02</u>	4.41	<u>6.04</u>	4.53	<u>6.64</u>	4.95	3.58
R_stick	4.91	3.67	<u>6.48</u>	4.76	<u>5.30</u>	4.69	4.55
Circumduction	4.85	3.86	<u>7.84</u>	<u>5.87</u>	3.97	<u>5.03</u>	2.57

## 5. 結論および、今後の計画

- 多様な歩行動作において下肢関節角度推定ができた



- しかし、通常歩行に比べて精度が落ちた（約 $1\sim 3^\circ$ ）



- 多様な歩行データを増やすことで関節角度推定の精度向上に臨む