

修士論文の和文要旨

研究科・専攻	大学院 情報理工学研究科 機械知能システム学専攻 博士前期課程		
氏名	大西 陽一	学籍番号	2032025
論文題目	機械学習による歩行中の下肢関節キネティクスの推定		
要旨	<p>歩行動作の分析において、下肢の関節トルクや関節トルクパワー（以下 JT, JTP）はキネティクス分析に広く用いられている（Neckel, 2008; Rozumalski, 2011）。これらのキネティクス変量を算出するためには地面反力を必要とし、その計測には一般的にフォースプラットフォーム（以下 FP）が用いられる。しかし、FP を用いた動作の計測は計測機器による制約を受けてしまう。そのため、歩行動作分析を行う際、FP を用いずにキネティクス分析が可能になることは重要である。そこで Oh ら（2013）や Lim ら（2019）は FP を用いずに歩行中の JT などを推定する方法を検証した。両研究ともに、矢状面の JT はすべての関節において %RMSE 10 % 前後で推定されたと報告している。しかし、これらの研究は被験者数が非常に少なく妥当性の検証が不十分であることや、モデル設計の原理が曖昧であった。そこで本研究は、幅広い被験者に対して適用可能な歩行中の下肢 JT および JTP の推定方法を検討し、推定精度を検証することを目的とした。</p> <p>本研究ではモデルの学習のため被験者 300 名計 2909 試技（通常歩行）のデータセットを用いた。また、モデルデータとは異なる環境で計測された 74 名 148 試技の外部データ 1 および 12 名 95 試技の外部データ 2 をモデルの精度検証のため用いた。また、JT の推定のため、セグメントの並進および角加速度を入力変数として用いた Inverse Dynamics モデルと関節角度を入力変数として用いた Joint Angle モデルの 2 つの学習モデルを設計した。設計されたモデルにより推定された JT は横断面における足関節の JT を除く全ての JT で真値との相関係数が 0.90 以上 (ID:0.94~0.98, JA:0.93~0.99)、矢状面における JT は %RMSE10%前後 (ID:7.2~11.7%, JA:6.6~11.1%) であった。推定値により計算された JTP は全て真値との相関係数が 0.90 以上 (ID:0.93~0.98, JA:0.92~0.99)、%RMSE 10%前後 (ID:5.7~10.1%, JA:5.5~9.9%) であった。また、外部データにおいて、特に矢状面の JT は一定以上の精度で推定可能であることが分かった。また、モデルデータとは異なる年齢層に対する推定精度に差はみられなかった。しかし、通常歩行以外の歩行速度の試技に対して適用する場合、股および膝関節トルクの推定精度が低下することが分かった。以上の結果より、幅広い被験者に対応できるモデルを設計したが、通常歩行とは異なる歩行速度に対しては注意が必要であることが示唆された。</p>		

令和3年度 修士論文

電気通信大学大学院 情報理工学研究科

学籍番号 2032025

氏名 大西 陽一

指導教員 岡田英孝

提出日

令和3年度3月23日

論文名

機械学習による歩行中の
下肢関節キネティクスの推定

目次

1. 緒言	1
1.1 研究背景.....	2
1.2 先行研究.....	3
1.3 研究目的.....	4
2. 研究方法	5
2.1 モデルデータ	5
2.1.1 AIST データ	5
2.1.1.1 被験者.....	5
2.1.1.2 実験方法.....	5
2.1.1.3 データ処理.....	7
2.2 テストデータ	8
2.2.1 外部データ 1.....	8
2.2.1.1 被験者.....	8
2.2.1.2 実験方法.....	9
2.2.1.3 データ処理.....	9
2.2.2 外部データ 2.....	10
2.2.2.1 被験者.....	10
2.2.2.2 実験方法.....	11
2.2.2.3 データ処理.....	14
2.3 算出パラメータ	14
2.3.1 キネマティクス.....	14
2.3.2 キネティクス.....	16
2.4 推定方法.....	17
2.4.1 逆動力学.....	17
2.4.2 畳み込みニューラルネットワーク	18
2.4.3 全結合ニューラルネットワーク	20
2.4.4 モデル学習.....	22
2.4.5 精度検証パラメータ	22
2.5 交差検証.....	23
3. 結果	24
3.1 AIST データの推定値について	24
3.2 外部データ 1 の推定値について	30
3.3 外部データ 2 について.....	36
3.3.1 裸足データの推定値について.....	36
3.3.2 靴データの推定値について.....	42
4. 考察	48

4.1 先行研究との比較.....	48
4.2 AIST データと外部データの比較.....	49
4.3 年齢群間での比較.....	54
4.4 歩行速度間での比較.....	56
4.5 靴の有無による比較.....	61
4.6 適用範囲について.....	68
4.7 モデル間の比較.....	69
5. 結言.....	70
謝辞.....	72
発表実績.....	73
参考文献.....	74
補足資料.....	84

1. 緒言

1.1 研究背景

歩行動作の分析は、主にキネマティクス、キネティクス、筋活動などの分析からなる。この中でも、キネティクスの分析は歩行動作を評価する上で非常に重要である。特に歩行動作の分析において、下肢の関節トルクや関節トルクパワーがキネティクス分析に広く用いられている (Neckel, 2008; Rozumalski, 2011)。そして、これらのキネティクス変量を算出するためには地面反力を必要とし、地面反力の計測には一般的にフォースプラットフォーム (以下 FP) が用いられるが、FP を用いた動作の計測では、計測機器による制約を受けてしまう。例えば、地面反力は足が完全に FP を踏んだ場合にしか計測できないという制約がある。また FP は高価なため、複数サイクル計測するために必要な台数を実験室に設置することはコスト面から困難な場合が多い。さらに、トレッドミル上での歩行を分析する際には、FP が内蔵されたトレッドミルでなければ計測ができないが、これも極めて高価であり、FP とトレッドミルといった測定機器を併用することは一般的には困難である。これらの理由から、FP は高精度で地面反力を計測できる一方、計測に大きな制約を与える計測機器であることが分かる。従って、歩行動作の分析を行う際、FP を用いずにキネティクス分析が可能になることは計測機器のコストを抑えることや計測の制約を低減するという点からも重要である。

1.2 先行研究

1.1 で述べたように、FP を用いずにキネティクス分析ができるようになることは歩行動作分析において非常に重要である。そこで、これまでに FP を用いない歩行の下肢関節キネティクスの推定方法が複数報告されてきた。

Oh ら (2013) は全身のマーカー位置の情報から歩行中の地面反力と下肢の関節トルクを推定する方法を検討した。この方法では、入力変数として全身のマーカー位置座標を用いており、3 層からなる全結合ニューラルネットワーク (Full connected neural network, 以下 FCNN) により地面反力と下肢の関節トルクを推定した。そして、推定された矢状面の関節トルクはすべての関節において 10 % 前後の %RMSE (真値の取る範囲によって正規化された RMSE) であったと報告している。一方、全身のマーカー情報を用いていることから、全身にマーカーを貼付して計測した場合しか利用できないといった問題点もあった。

また、Lim ら (2019) は IMU 加速度センサより得られる情報を用いて歩行中の関節トルクなどを推定する方法を検証した。この方法では、入力変数として IMU 加速度センサから加速度、速度、位置座標、時間を取得し 3 層からなる FCNN により関節トルクなどを推定した。そして、矢状面の関節トルクはすべての関節において 10 % 前後の %RMSE で推定できたと報告している。加速度センサを用いた簡便手法で高精度であった一方、センサの貼付位置の違いによる精度のばらつきや加速度センサがない場合は利用できないなどといった課題点も挙げられた。

このように、歩行中の下肢関節トルクを推定する方法としてニューラルネットワーク (以下 NN) が広く用いられるようになり、高い精度で推定可能であることが報告されている。しかし、これらの研究はいずれも検証に用いられた被験者数が非常に少なく、妥当性の検証が不十分であった。さらに、Oh らの研究では 20 代の被験者 48 名、Lim らの研究では 20 代の男性 7 名のみを対象としており、モデルの適用範囲が極

めて限定的であった。より幅広い年齢や性別の被験者をモデルデータとして用い、適用範囲の広い学習済みモデルを作成することは非常に重要であると考えられる。また、そのモデルを学習に用いられたデータとは異なる計測環境、被験者、マーカセットの計測データに対して検証することでより正確なモデルの推定精度を検証する必要があると考えられる。また、これらの研究では入力変数やモデルの設計をする上で根拠となる原理がなかった。入力変数の選択において力学則などを導入することで合理的なモデルを設計できる可能性があり、精度の向上も見込めると考えられる。本研究では、先行研究から得られたこれらの考察に基づき、下肢関節キネティクスの推定を行った。

1.3 研究目的

本研究では、フォースプラットフォームを用いずに歩行中の下肢関節キネティクスを機械学習により推定する方法について検討し、異なる環境で計測された複数のデータセットに対し検証を行うことでモデルの妥当性や適用範囲を明らかにすることを目的とした。

2. 研究方法

2.1 モデルデータ

本研究ではモデルデータ作成のため，産業技術総合研究所（以下 AIST）の AIST 歩行データベース 2019 を用いた．

2.1.1 AIST データ

2.1.1.1 被験者

本データベースの被験者情報は Table 2.1 に示した通りである．また，本データベースは各被験者 10 試技ずつ計 3000 試技の歩行動作データからなる．

Table 2.1 AIST subject information (n=300)

Age [yrs]	Height [cm]	Weight [kg]
49.3±19.1	162.9±8.4	59.8±10.6

2.1.1.2 実験方法

AIST 歩行データベース 2019 では，被験者の左右第 1 中足骨骨頭，左右第 5 中足骨骨頭，左右足関節内側および外側，左右膝関節内側および外側，左右大転子，胸骨上縁などに再帰性反射マーカを貼付（Figure 2.1）し，約 10 m の歩行路を裸足で日常的な速度で歩かせ，光学式三次元モーションキャプチャ（Vicon 社製 Vicon MX システム・Vicon Nexus）と FP（AMTI 社製 BP400600-1000 及び BP400600-2000）を同期して歩行動作を計測している．このとき，サンプリング周波数はそれぞれ 200 Hz と 1000 Hz であった．

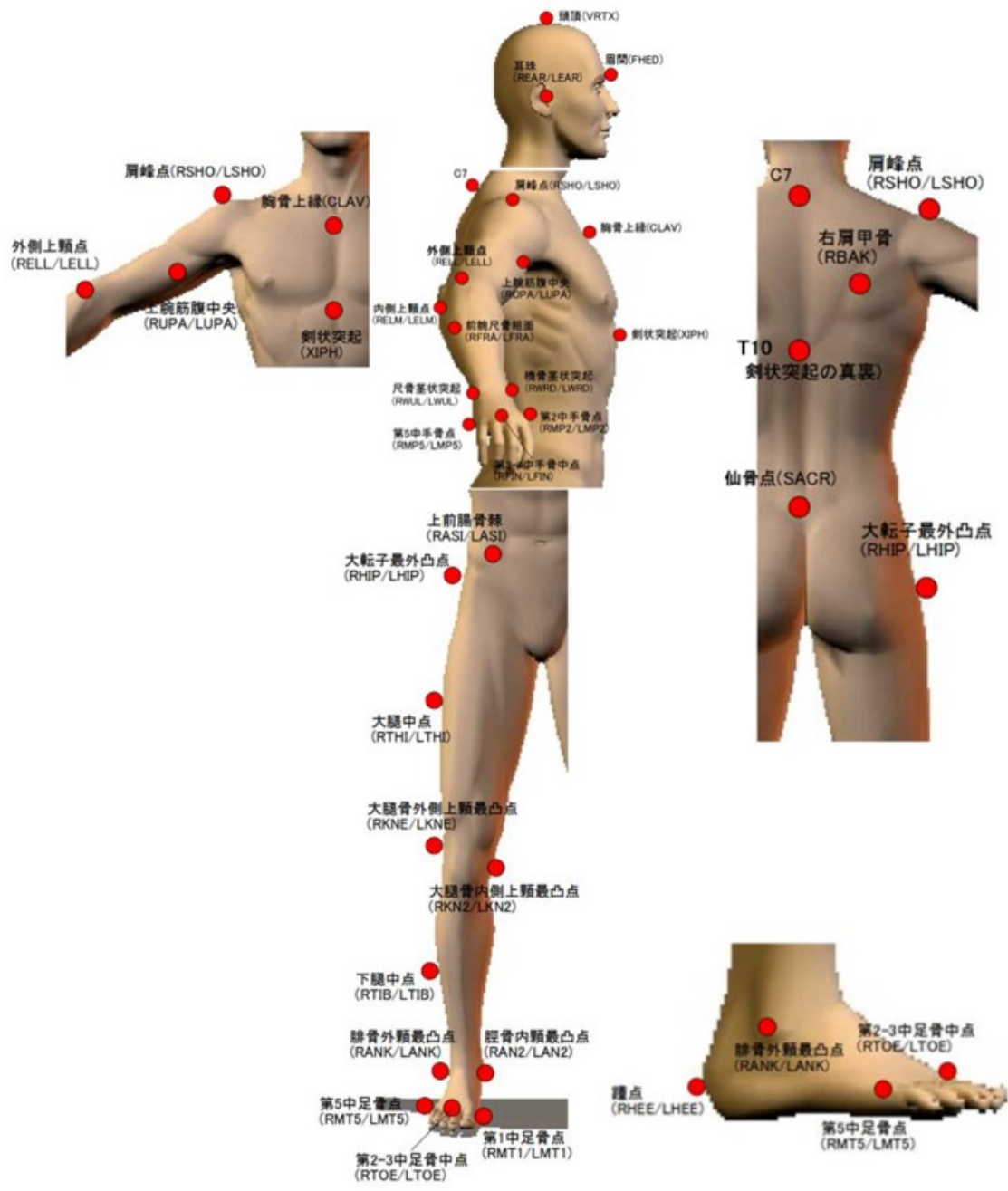


Figure 2.1 AIST marker set

2.1.1.3 データ処理

座標データには 6 Hz, 地面反力データには 10 Hz の遮断周波数でバターワースローパスフィルタ処理が施されている。本研究では, これらの座標値および地面反力を用いて Visual 3D (c-motion Inc.) により, キネマティクス変数である関節角度, セグメント並進加速度, セグメント角加速度およびキネティクス変数である関節トルク, 関節トルクパワーを算出した。そして, これらの計算によって得られたキネティクス変数を真値とみなした。

2.2 テストデータ

本研究では、モデル作成に用いた AIST データとは異なる計測環境で計測されたデータに対して精度検証を行うため 2 つのデータセットを用いた。外部データ 1 は幼児から中年者まで含まれており、外部データ 2 は同一被験者に対して裸足および靴着用のそれぞれの歩行試技を計測したデータセットである。外部データ 1 では、モデルデータに含まれる 20 歳以上の被験者群と含まれない 20 歳未満の群間で推定精度を比較した。モデルデータは裸足の試技のみを用いたため、外部データ 2 では靴を着用した試技に対して適用可能であるかどうかを検証するために用いられた。また、両外部データを用いて歩行速度による推定精度の比較を行った。

2.2.1 外部データ 1

外部データ 1 は、Orthopaedic Hospital for Children (Behandlungszentrum Aschau GmbH, Germany) により提供されたデータセットである。

2.2.1.1 被験者

本データセットは 74 名の健康な被験者（男性 25 名，女性 49 名）からなるデータセットであった。被験者情報は表 Table 2.2 に示した。

Table 2.2 External 1subject information (n=74)

Age [yrs]	Height [cm]	Weight [kg]
17.5±9.9	155.2±18.3	47.1±17.0

2.2.1.2 実験方法

被験者を裸足で3種類の速度（緩歩，通常歩行，速歩）により歩行させ，歩行動作の計測を行った．そして計148試技(37名×1試技および37名×3試技)を解析した．被験者の右半身14点に再帰性反射マーカ―を貼付し，光学式モーションキャプチャーシステムを用い歩行時の反射マーカ―の三次元位置座標を計測した．サンプリング周波数は200Hzとした．

また，歩行路に埋設したフォースプラットフォーム(以下FPと表記)を使用し，歩行時の右足に作用する地面反力を計測した．サンプリング周波数は1000Hzとした．

2.2.1.3 データ処理

座標データには6 Hz，地面反力データには10 Hzの遮断周波数でバターワースローパスフィルタ処理を施した．FPにより得られた計測結果はスプライン補間により200 Hzのデータに変換した後，鉛直地面反力が10 Nを上回った時点を接地時点，接地の後，10 Nを下回った時点を離地時点とした．得られた接地および離地時点をもとに解析区間を決定した．

2.2.2 外部データ 2

外部データ 2 は本研究のために新たに計測されたデータセットであった。

2.2.2.1 被験者

本実験では健康な日本人男性 12 名を被験者とした。被験者情報は Table 2.3 に示した。

Table 2.3 External 2 subject information (n=12)

Age [yrs]	Height [cm]	Weight [kg]
22.7±1.3	170.7±3.8	65.7±13.6

2.2.2.2 実験方法

まず初めに、静的立位時の計測を行った。その後、被験者に約 8m の歩行路上を 4 種類の速度（緩歩、通常歩行、速歩、最速歩行）で歩行させ、歩行動作の計測を行った。計測は裸足の試技および靴を着用した場合の試技をそれぞれ計測した。被験者には Albert ら（2007）による IOR マーカーセットを参考にし、全身の解剖学的標点 49 箇所に再帰性反射マーカー(Figure 2.3)を貼付した (Figure 2.4)。

光学式モーションキャプチャーシステムとして、Natural Point 社製の OptiTrack (Figure 2.5)を用い、歩行時の反射マーカーの三次元位置座標を計測した。サンプリング周波数は 200Hz とした。このとき、歩行路全体が撮影可能となるように 12 台のカメラを設置した。更に、映像撮影用として 1 台のカメラを歩行路右側方に設置した。そして、計 96 試技(12 名×4 試技×靴の有無)を測定した。

Kistler 社製の FP (Figure 2.6)を使用し、歩行時の右足に作用する地面反力を計測した。サンプリング周波数は 1000Hz とした。



Figure 2.3 Retroreflective marker

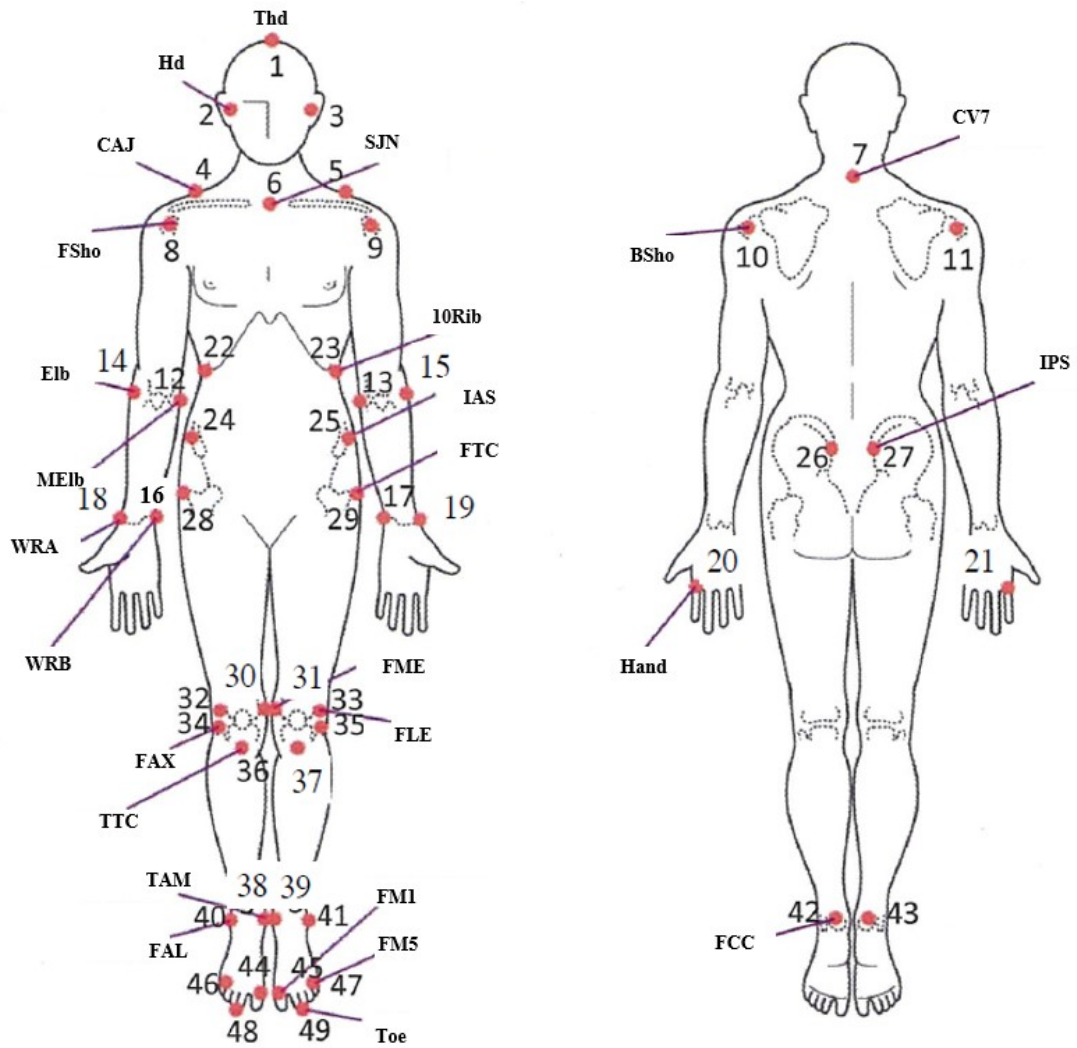


Figure 2.4 External 2 marker set



Figure 2.5 OptiTrack S250e and OptiTrack Prime13

(Natural Point inc., optitrack.com)



Figure 2.6 Force platform (9287B, Kistler Inc.)

2.2.2.3 データ処理

座標データには 6 Hz の遮断周波数でバターワースローパスフィルタ処理を施した。その後、AIST データセットと同様にキネマティクス変数およびキネティクス変数を算出した。また FP により得られた地面反力はスプライン補間により 200 Hz のデータに変換した後、鉛直地面反力が 10 N を上回った時点を接地時点、接地の後、10 N を下回った時点を離地時点とした。得られた接地および離地時点をもとに、解析区間を決定した。

2.3 算出パラメータ

2.3.1 キネマティクス

本研究では、キネマティクス変数である関節角度、セグメント並進加速度、セグメント角加速度を計算した。このうち、関節角度およびセグメント角加速度は以下のように計算された。

本研究では、重心から見た近位座標系に対する遠位セグメントの回転の順番が x, y, z' となるカルダン角を用いて、関節角度、セグメント角度の算出を行った (Figure 2.7)。この回転順では、第1の角度は α 、第2は β 、第3は γ で表され、 α が屈曲/伸展、 β が外転/内転、 γ は外旋/内旋となる。この方法により計算されたセグメント角度を2階微分することによりセグメント角加速度を計算した。

また、2.3.2に示す関節トルクパワーの計算には近位セグメントからみた遠位セグメントの回転の順番が x, y, z' となるカルダン角により算出した関節角度を1階微分して得られる関節角速度を用いた。

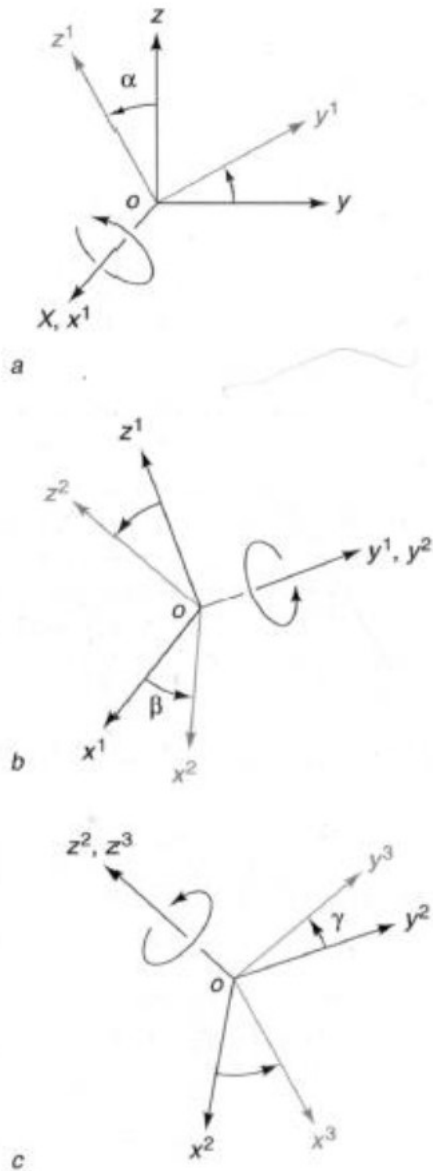


Figure 2.7 The Order of rotation of Cardan angles.

(a) around x-axis, (b) around y-axis, (c) around z-axis

(身体運動のバイオメカニクス研究法, 2008 より引用)

2.3.2 キネティクス

逆動力学則により，下肢3セグメント（足部，下腿，大腿）に対し並進および回転の運動方程式を記述すると以下の式（1）～（6）になる．これらの並進および回転の運動方程式より関節トルク M を算出した．

$$F_{ground} + F_{ankle} + m_{foot}g = m_{foot}a_{foot} \quad (1)$$

$$M_{ankle} + r_{fg} \times F_{ground} + r_{fa} \times F_{ankle} = I_{foot}\alpha_{foot} \quad (2)$$

$$F_{ankle}' + F_{knee} + m_{shank}g = m_{shank}a_{shank} \quad (3)$$

$$M_{ankle}' + M_{knee} + r_{sa} \times F_{ankle}' + r_{sk} \times F_{knee} = I_{shank}\alpha_{shank} \quad (4)$$

$$F_{knee}' + F_{hip} + m_{thigh}g = m_{thigh}a_{thigh} \quad (5)$$

$$M_{knee}' + M_{hip} + r_{tk} \times F_{knee}' + r_{th} \times F_{hip} = I_{thigh}\alpha_{thigh} \quad (6)$$

ここで， a はセグメント重心の加速度ベクトル [m/s^2]， α はセグメントの角加速度 [rad/s^2]， r はセグメント重心から関節中心までの位置ベクトル [m]， I はセグメント質量中心まわりの慣性モーメント [$kg \cdot m^2$]， F は関節力 [N]である．

これにより得られた関節トルク M よび 2.4.1 の方法で得られた関節角速度 JAV を用いて関節トルクパワー JTP を式（7）に従って算出した．

$$JTP(t) = M(t) \cdot JAV(t) \quad (7)$$

2.4 推定方法

2.4.1 逆動力学

2.3.2 で示したように逆動力学則により，下肢3セグメント（足部，下腿，大腿）に対し並進および回転の運動方程式を記述すれば（1）～（6）式のように記述できる。

これを解くことにより，下肢3関節（足，膝，股関節）に対する関節トルクは次の式（8）～（10）のようになる。

$$M_{ankle} = I_f \alpha_f + (-r_{fa}) \times m_f (a_f - g) + (r_{fa} - r_{fg}) \times F_{ground} \quad (8)$$

$$M_{knee} = I_s \alpha_s + I_f \alpha_f + (r_{sa} - r_{sk} - r_{fa}) \times m_f (a_f - g) + (-r_{sk}) \times m_s (a_s - g) \\ + (r_{fa} - r_{fg} + r_{sk} - r_{sa}) \times F_{ground} \quad (9)$$

$$M_{hip} = I_t \alpha_t + I_s \alpha_s + I_f \alpha_f + (r_{tk} - r_{th} + r_{sa} - r_{sk} - r_{fa}) \times m_f (a_f - g) \\ + (r_{tk} - r_{th} - r_{sk}) \times m_s (a_s - g) + (-r_{th}) \times m_t (a_t - g) \\ + (r_{fa} - r_{fg} + r_{sk} - r_{sa} + r_{th} - r_{tk}) \times F_{ground} \quad (10)$$

これより，下肢3関節のトルクは各関節より遠位にあるセグメントの並進および角加速度を用いて表記されることが分かる。本研究では，この逆動力学則に従い Table 2.4 のように各関節に対応したセグメントの並進加速度および角加速度を入力変数として用いた。

Table 2.4 Segment used as input for each joint torque

Joint	Input segment		
Hip	Foot	Shank	Thigh
Knee	Foot	Shank	
Ankle	Foot		

2.4.2 畳み込みニューラルネットワーク

本研究では Figure 2.9 に示した畳み込みニューラルネットワーク（以下 CNN）を用いて関節トルクの推定を行った。本モデルは 2.5.1 に示した逆動力学則に基づいて設計された。入力変数として、歩行 1 サイクル（最初に FP を踏んだ脚がそのタイミングから次に FP を踏むまで）を 101 フレームに時間正規化された下肢 3 セグメント（大腿部、下腿部、足部）の 3 軸に対する並進および角加速度を用いた。これらの入力変数を畳み込み層で *average pooling* により特徴抽出し、平坦化を行った後、全結合層に結合し関節トルクを出力する構造となっている。このとき X 方向の並進および角加速度を入力した場合、矢状面(X 軸回り)における関節トルクが、Y 方向の並進および角加速度を入力した場合、前額面(Y 軸回り)における関節トルクが、Z 方向の並進および角加速度を入力した場合、横断面(Z 軸回り)における関節トルクが出力されるように設計した。したがって、3 軸に対しそれぞれモデルを設計し計 3 モデルが作成された。

また、このモデルは逆動力学則(*Inverse Dynamics Principle*)に則って設計されたことから、以降 ID モデルと記す。

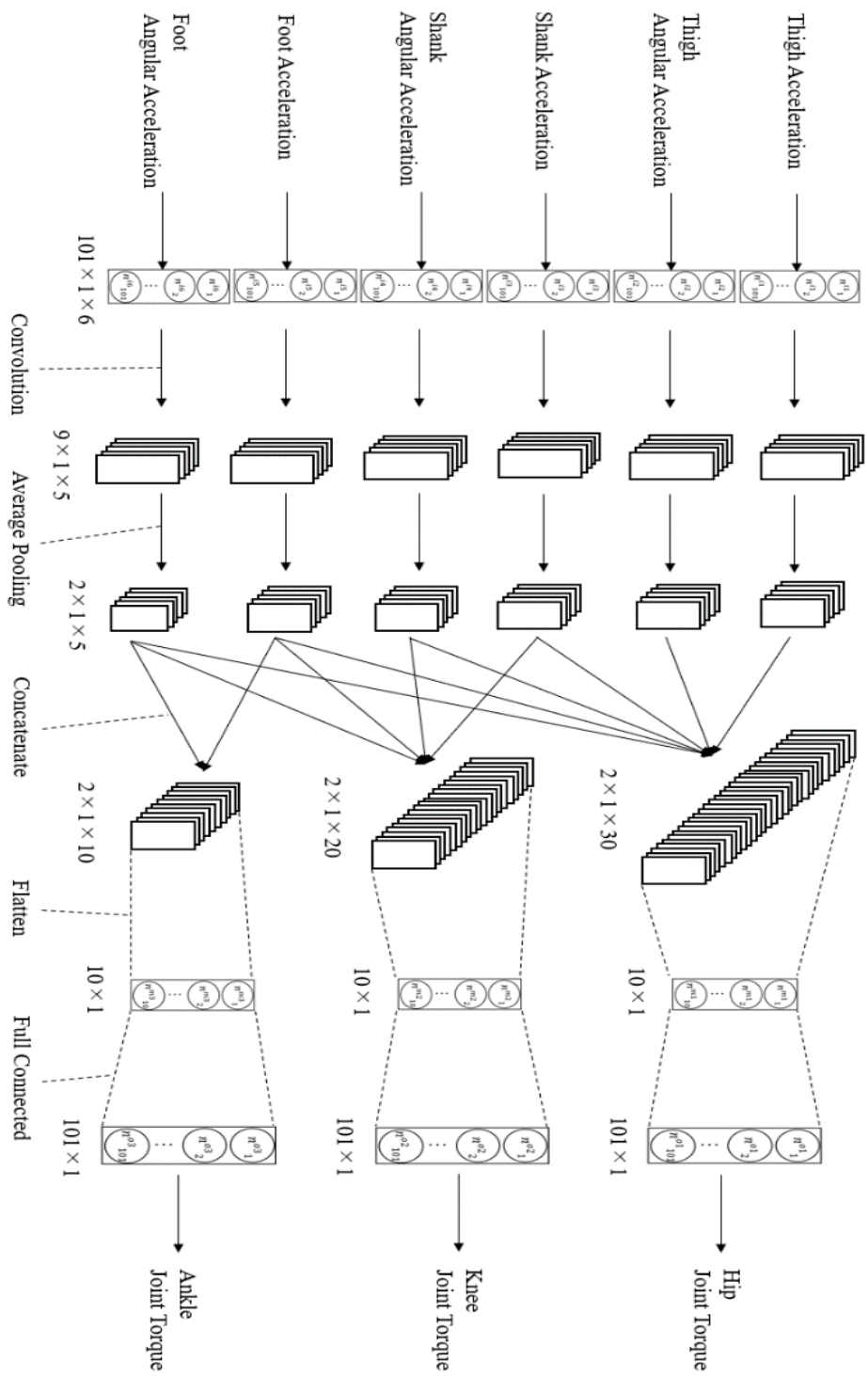


Figure 2.8 Inverse dynamics model architecture

2.4.3 全結合ニューラルネットワーク

ID モデルとの比較のため，下肢 3 関節（股，膝，足関節）の関節角度を入力変数として用いた FCNN による JA(Joint Angle)モデルを設計した．関節角度は関節キネティクスによる運動の結果であり，算出が容易な変数でもあることから入力変数として設定した．

モデルのアーキテクチャは Figure 2.9 に示した．このモデルでは入力層が 101 個のノード，中間層は 10 個のノード，出力層が 101 個のノードとなっている．入力変数は歩行 1 サイクル（最初に FP を踏んだ脚がそのタイミングから次に FP を踏むまで）で 101 フレームに時間正規化された下肢 3 関節の矢状面(X 軸回り)，前額面(Y 軸回り)，横断面(Z 軸回り)における関節角度をそれぞれ用いた．このとき，矢状面の関節角度を入力したモデルでは矢状面の関節トルク，前額面の関節角度を入力したモデルでは前額面の関節トルク，横断面の関節角度を入力したモデルでは横断面の関節トルクが出力されるようにモデルを作成した．したがって，下肢 3 関節に対し 3 軸分となる計 9 モデルが作成された．

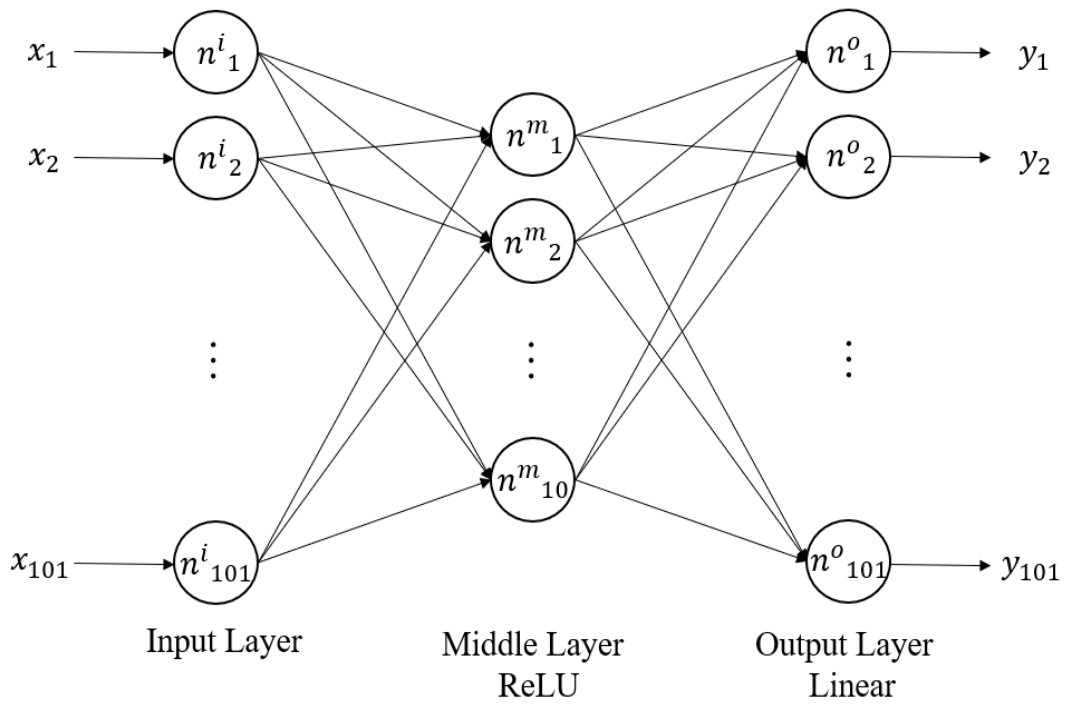


Figure 2.9 Joint angle model architecture

2.4.4 モデル学習

モデルの学習は、ID モデル、JA モデルとも同様に行った。バッチサイズは 512 歩行サイクル、損失関数は RMSE とし最適化関数に Adam (Diederik, 2015)を用いた。また、過学習を避けるため Keras (<https://keras.io>)のコールバック関数である Early Stopping を用いて、1000 エポック学習を行った。

2.4.5 精度検証パラメータ

本研究では精度検証のため、真値と推定値の相関係数、決定係数、RMSE、%RMSE を算出した。RMSE と %RMSE は式 (11) (12)に基づいて算出した。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=1}^{101} (y_{predicted}(k) - y_{mesaured}(k))^2} \quad (11)$$

$$\%RMSE = \frac{RMSE}{\max(y_{measured}(t)) - \min(y_{mesaured}(t))} \times 100\% \quad (12)$$

2.5 交差検証

本研究では、モデルの精度検証のため交差検証を行った。AIST データセットの内、関節トルクの真値として明らかな外れ値を含む 91 試技を除いた計 2909 試技を用いた。このうち、ランダムに選ばれた 30 名 300 試技をテストデータとして予め学習から除外し、残った 270 名 2609 試技を用いて 5 分割の交差検証を行った。このとき、5 分割交差検証により得られた最も推定精度の高いモデルを最適なモデルとし選択した。

その後、予め学習から除外した AIST のテストデータ 30 名 300 試技、さらに被験者 74 名 148 試技からなる外部データ 1 および被験者 12 名 95 試技(1 試技に計測不備があり除外)からなる外部データ 2 に対して精度検証を実施した。

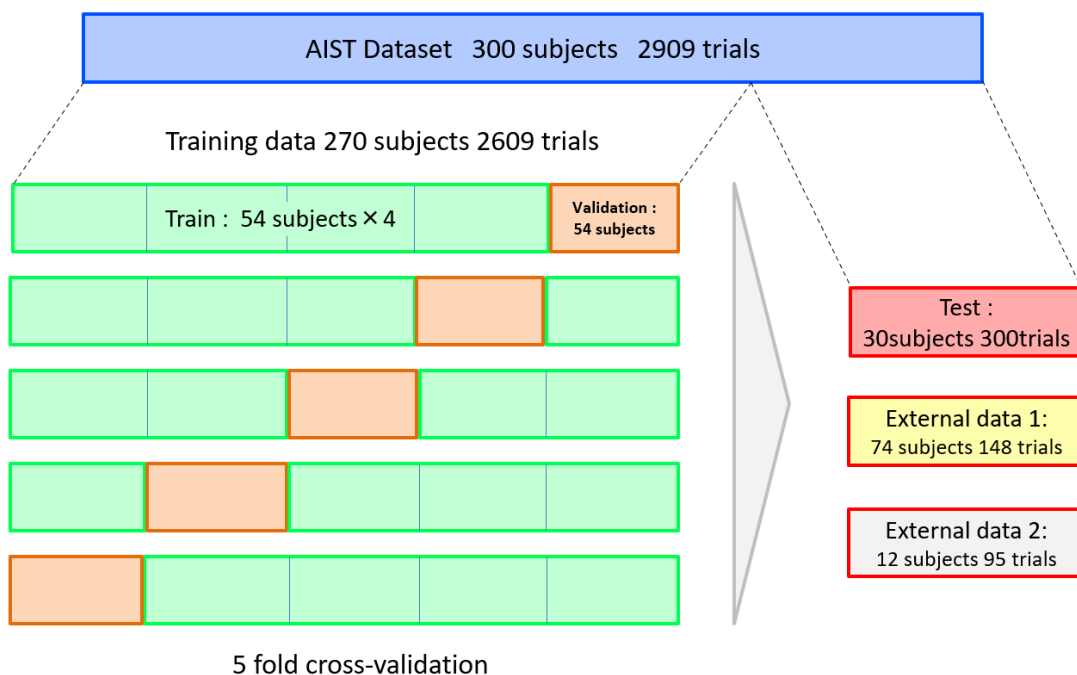


Figure 2.10 Validation method

3. 結果

3.1 AIST データの推定値について

Figure 3.1-2 は ID および JA モデルにより AIST のデータセットに対して推定された関節トルクおよび関節トルクパワーを示したものである。また、Table 3.1-2 は真値と比較した推定精度について示したものである。

両モデルともに、横断面における足関節トルクを除いたすべての関節トルクで真値との相関が相関係数 0.90 を超える精度 (ID:0.94~0.98, JA:0.93~0.99) で推定された。また、推定値の誤差は%RMSE で矢状面では ID:7.2~11.7%, JA:6.6~11.1%, 前額面では ID:10.5~13.9%, JA:11.0~15.3%, 横断面では ID:11.1~34.4%, JA:13.4~38.5%であった。さらに、推定値により計算された関節トルクパワーはすべての関節について真値との相関が相関係数 0.90 以上 (ID:0.93~0.98, JA:0.92~0.99) であり、%RMSE で 10%前後 (ID:5.7~10.1%, JA:5.5~9.9%) の精度で計算された。

Figure 3.3-6 は矢状面の関節トルクおよび関節トルクパワーの真値と推定値を比較したものである。全テストデータを推定結果が良い順 (三関節それぞれの RMSE が小さい順) に並び替えたとき最も精度の良い試技(Best), 上から 25%番目の試技, 上から 50%番目の試技, 上から 75%番目の試技, 最も精度の低かった試技(Worst)を選び、表示している。矢状面の関節トルクについては、ID モデルの膝関節(0.885)を除き全ての関節で 75%試技まで相関係数 0.95 以上の精度で推定された。関節トルクパワーについては、75%試技において ID モデルでは相関係数 0.80 以上, JA モデルでは 0.90 以上の精度で推定された。

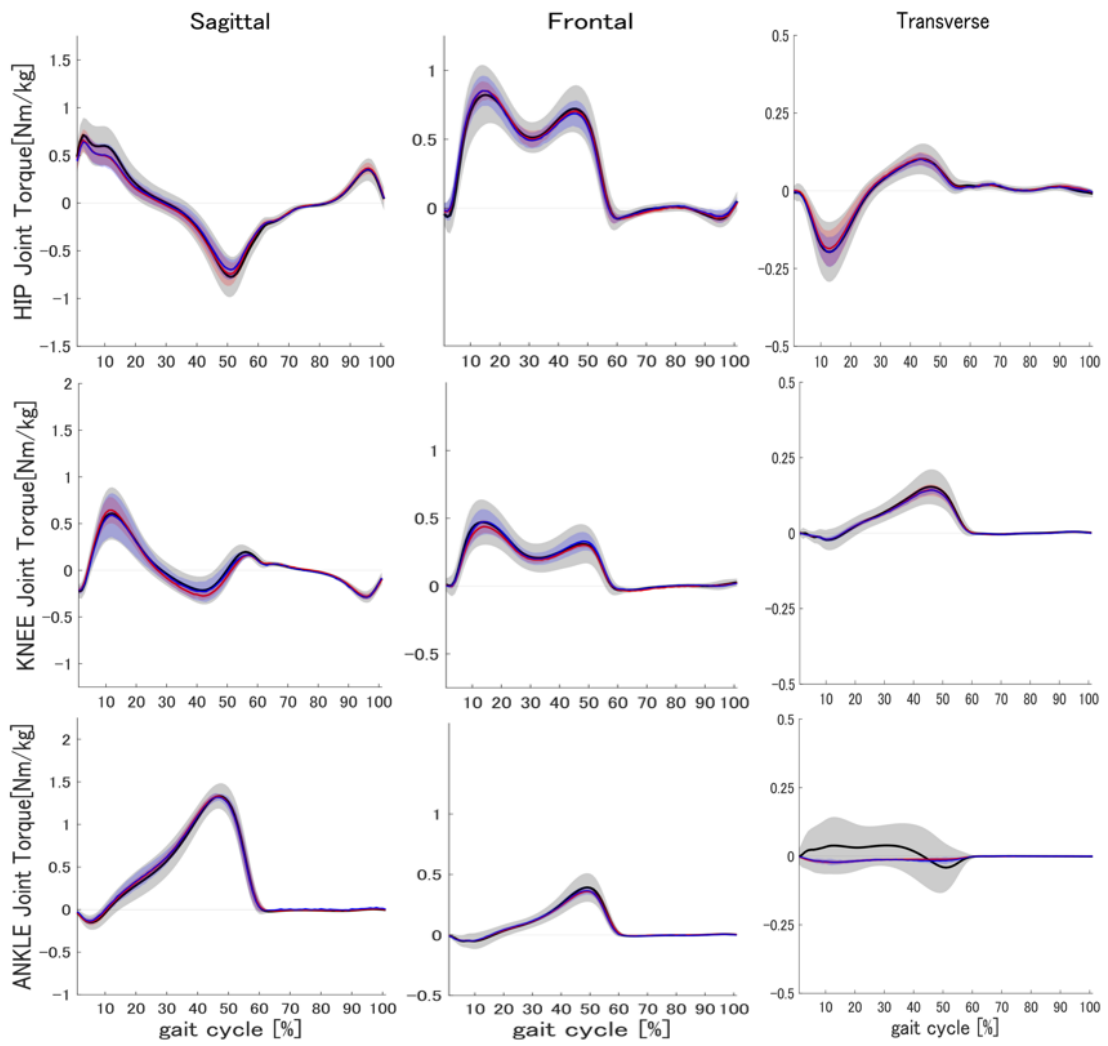


Figure 3.1 Real vs predicted joint torque for both models on the AIST dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.1 Joint torque prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the AIST dataset

AIST		Inverse dynamics model			Joint angle model		
Joint	Plane	r	R ²	%RMSE	r	R ²	%RMSE
HIP	Sagittal	0.97 ±0.03*	0.94±0.05*	7.7±3.3*	0.97±0.03	0.95±0.05	7.3±3.3
	Frontal	0.98±0.02*	0.96±0.03*	11.2±5.3	0.98±0.02	0.95±0.04	11.0±5.1
	Transverse	0.95±0.09*	0.90±0.13*	11.1±8.4*	0.93±0.11	0.89±0.14	13.4±11.6
KNEE	Sagittal	0.97±0.03*	0.94±0.05*	11.7±6.7*	0.94±0.09	0.89±0.14	11.1±6.8
	Frontal	0.94±0.09*	0.89±0.13*	16.4±12.1*	0.95±0.08	0.90±0.13	15.3±11.0
	Transverse	0.94±0.10	0.89±0.14	13.9±7.9	0.94±0.09	0.90±0.13	14.0±7.9
ANKLE	Sagittal	0.99±0.01*	0.97±0.02*	7.2±3.3*	0.99±0.01	0.97±0.02	6.6±3.1
	Frontal	0.97±0.06*	0.94±0.09*	10.5±6.8	0.96±0.06	0.93±0.10	11.1±8.5
	Transverse	0.44±0.43*	0.38±0.30*	34.4±11.7	0.01±0.62	0.38±0.28	38.5±12.2

r : correlation coefficient; *R*² : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model (p<0.05)

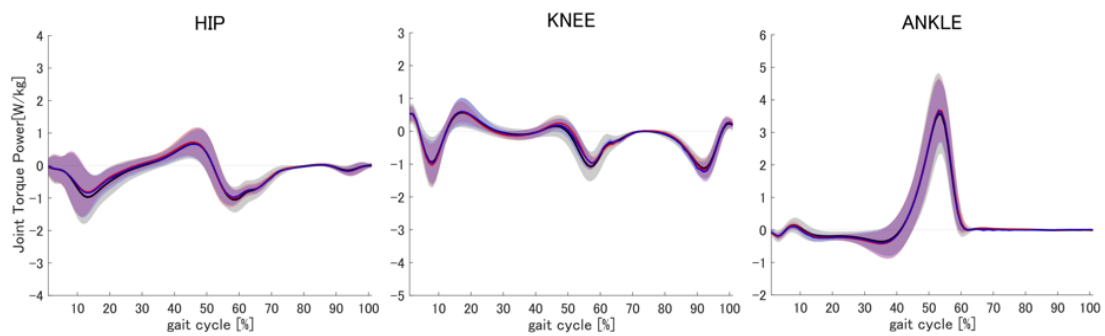


Figure 3.2 Real vs predicted joint torque power for both models on the AIST dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.2 Joint torque power prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the AIST dataset

AIST	Inverse dynamics model			Joint angle model		
	r	R^2	%RMSE [%]	r	R^2	%RMSE [%]
HIP	0.93±0.06	0.87±0.11	10.1±5.5	0.94±0.06	0.89±0.10	9.9±5.3
KNEE	0.92±0.08*	0.85±0.12*	9.4±3.5*	0.92±0.07	0.86±0.12	9.7±3.9*
ANKLE	0.98±0.03*	0.97±0.05*	5.7±3.3*	0.99±0.03	0.97±0.05	5.5±3.3

r : correlation coefficient; R^2 : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model ($p < 0.05$)

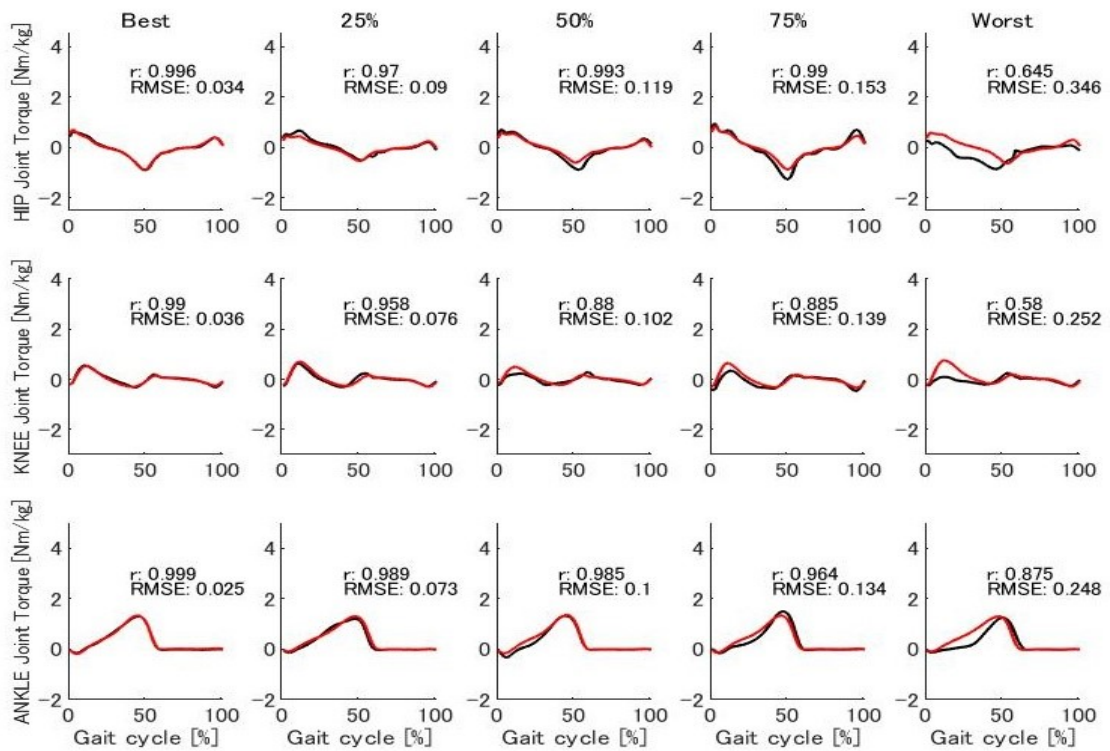


Figure 3.3 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by ID model in order of accuracy of estimation on the AIST dataset (Black = Real, Red = Predicted)

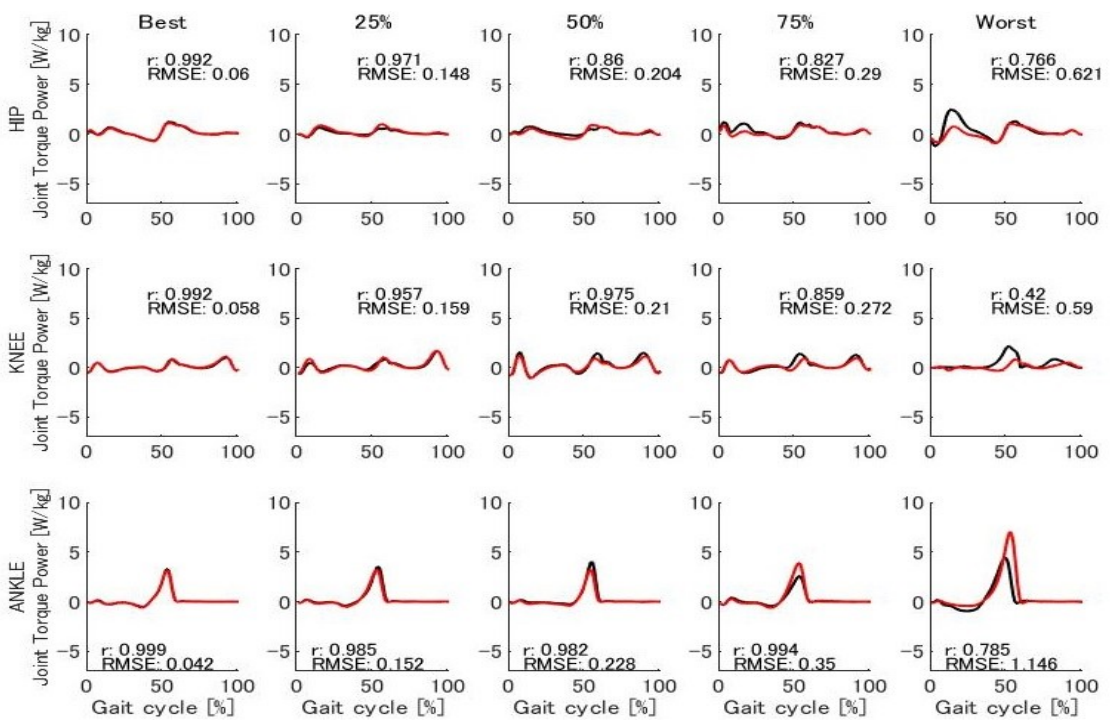


Figure 3.4 Individual true and predicted joint torque powers by ID model in order of accuracy of estimation on the AIST dataset (Black = Real, Red = Predicted)

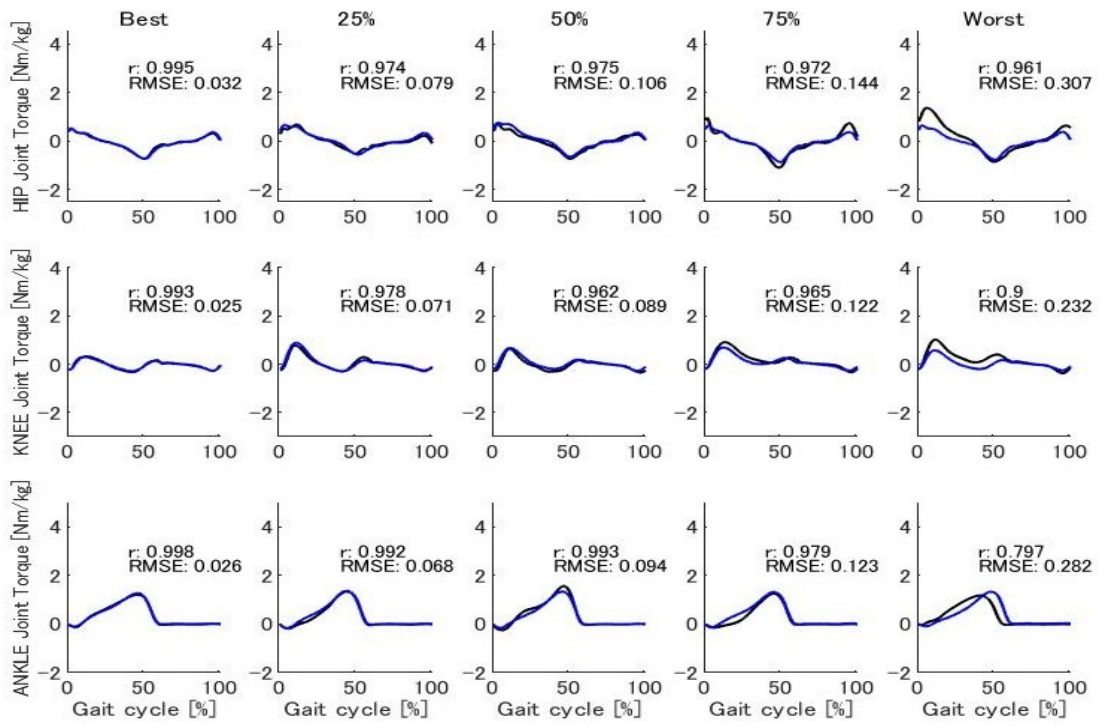


Figure 3.5 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by JA model in order of accuracy of estimation on the AIST dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

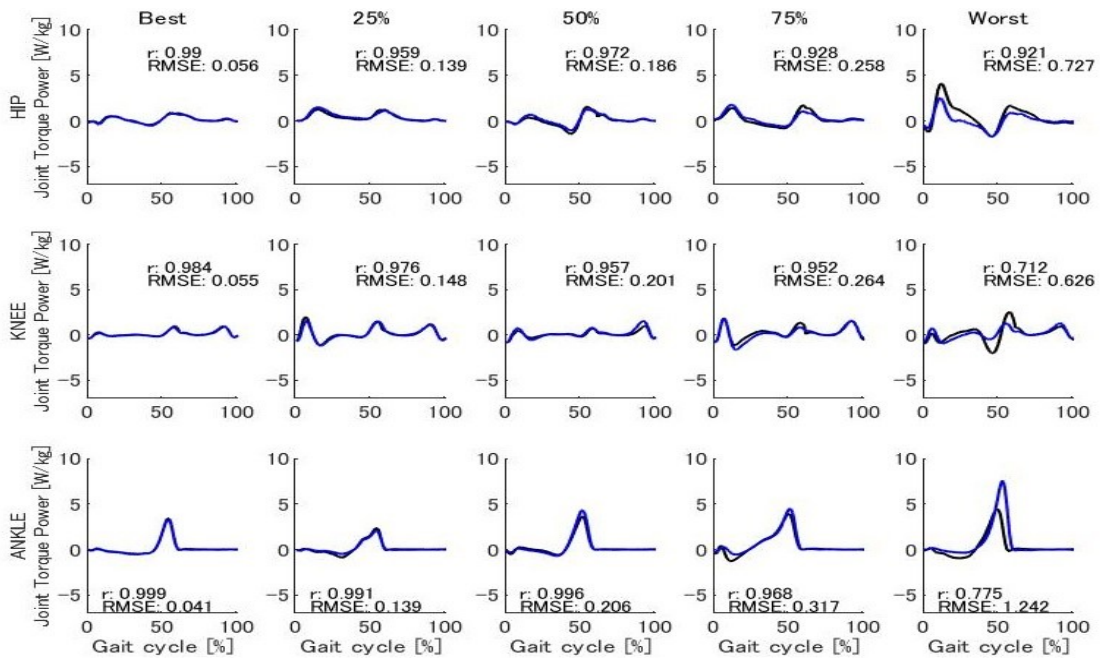


Figure 3.6 Individual true and predicted joint torque powers by JA model in order of accuracy of estimation on the AIST dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

3.2 外部データ 1 の推定値について

Figure 3.7-8 は ID および JA モデルにより外部データ 1 に対して推定された関節トルクおよび関節トルクパワーを示したものである。また、Table 3.3-4 は真値と比較した推定精度について示したものである。

両モデルともに、矢状面におけるすべての関節トルクで真値との相関が相関係数 0.90 前後 (ID:0.89~0.98, JA:0.90~0.98) の精度で推定された。さらに、推定値の誤差は%RMSE で矢状面では ID:7.8~17.5%, JA:8.1~13.7%, 前額面では ID:12.8~35.7%, JA:15.8~45.2%, 横断面では ID:15.1~30.1%, JA:16.2~30.9%であった。また、JA モデルでは横断面における膝、足関節トルクの推定波形にノイズが顕著にみられた。推定値により計算された関節トルクパワーはすべての関節について真値との相関が相関係数 0.80 以上 (ID:0.80~0.97, JA:0.84~0.96) であった。一方で、膝、足関節において%RMSE で 10%前後 (ID:6.3~14.5%, JA:6.9~12.7%) であったが、股関節は ID:17.6%, JA:15.5%であった。

Figure 3.9-12 は矢状面の関節トルクおよび関節トルクパワーの真値と推定値を比較したものである。全テストデータを推定結果が良い順 (三関節それぞれの RMSE が小さい順) に並び替えたとき最も精度の良い試技(Best), 上から 25%番目の試技, 上から 50%番目の試技, 上から 75%番目の試技, 最も精度の低かった試技(Worst)を選び、表示している。矢状面の関節トルクについては、ID モデルの膝、足関節で 75%試技まで相関係数 0.90 以上の精度で推定された。JA モデルでは股、足関節で 75%試技まで相関係数 0.90 以上の精度で推定された。関節トルクパワーについては、75%試技において ID モデルでは膝、足関節で相関係数 0.80 以上、JA モデルではすべての関節で 0.90 以上の精度で推定された。

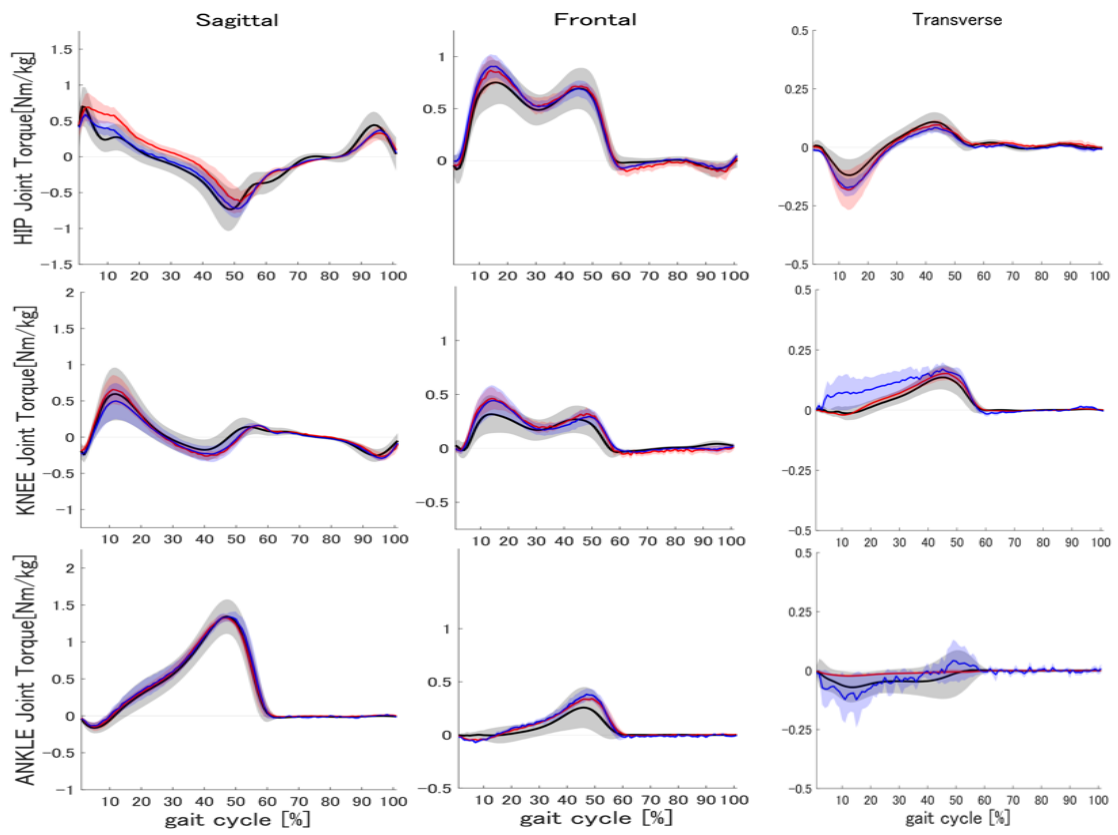


Figure 3.7 Real vs predicted joint torque for both models on the External 1 dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.3 Joint torque prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the External 1 dataset

External 1		Inverse dynamics model			Joint angle model		
Joints	Plane	r	R^2	%RMSE	r	R^2	%RMSE
HIP	Sagittal	0.91±0.06*	0.83±0.10*	12.9±6.5*	0.92±0.05	0.86±0.08	11.5±5.5
	Frontal	0.96±0.04	0.92±0.08	12.8±5.4	0.95±0.04	0.91±0.07	15.8±14.7
	Transverse	0.91±0.09	0.83±0.14	15.1±8.8	0.90±0.09	0.82±0.14	16.2±10.8
KNEE	Sagittal	0.89±0.11*	0.80±0.17*	17.5±10.4*	0.90±0.09	0.81±0.14	13.7±5.8
	Frontal	0.84±0.20	0.75±0.23	26.9±20.4	0.84±0.20	0.74±0.22	27.5±23.6
	Transverse	0.93±0.07*	0.87±0.12*	20.1±13.6*	0.93±0.06	0.87±0.10	16.3±11.6
ANKLE	Sagittal	0.98±0.03*	0.95±0.05*	7.8±3.8*	0.98±0.01	0.97±0.03	8.1±7.8
	Frontal*	0.73±0.32	0.64±0.31	35.7±36.3*	0.72±0.32	0.62±0.32	45.2±45.4
	Transverse	0.45±0.44	0.39±0.27	30.1±9.3*	0.33±0.32	0.21±0.19	30.9±8.7

r : correlation coefficient; R^2 : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model ($p < 0.05$)

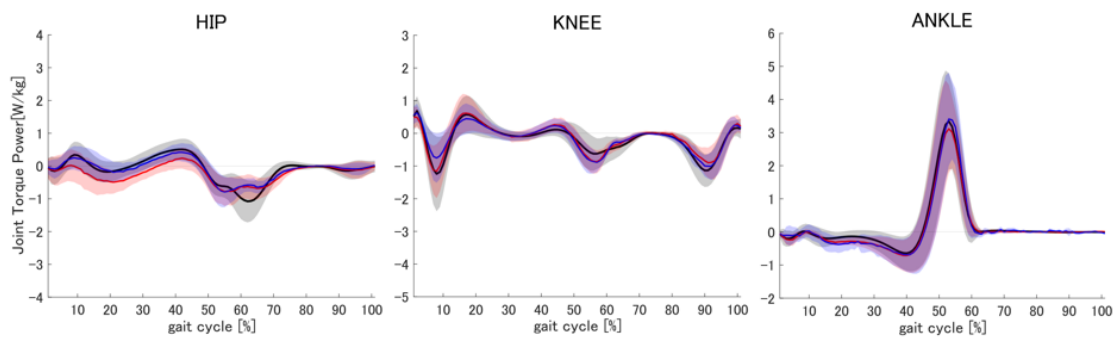


Figure 3.8 Real vs predicted joint torque power for both models on the External 1 dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.4 Joint torque power prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the External 1 dataset

External 1	Inverse dynamics model			Joint angle model		
Joints	r	R^2	%RMSE [%]	r	R^2	%RMSE [%]
HIP	0.80±0.11*	0.65±0.16*	17.6±6.9*	0.84±0.09	0.71±0.14	15.5±5.9
KNEE*	0.82±0.13	0.70±0.19	14.5±6.1*	0.84±0.10	0.72±0.16	12.7±4.7
ANKLE	0.97±0.04*	0.93±0.07*	6.3±3.2	0.96±0.05	0.92±0.08	6.9±5.7

r : correlation coefficient; R^2 : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model ($p < 0.05$)

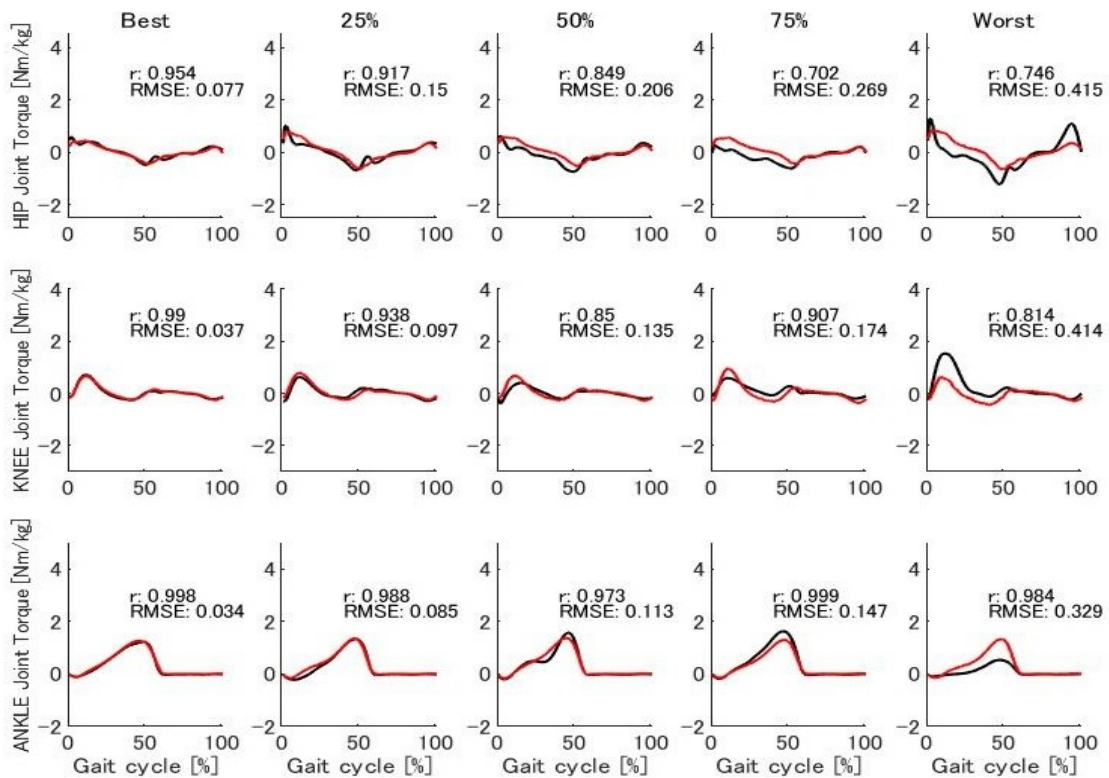


Figure 3.9 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by ID model in order of accuracy of estimation on the External 1 dataset (Black = Real, Red = Predicted)

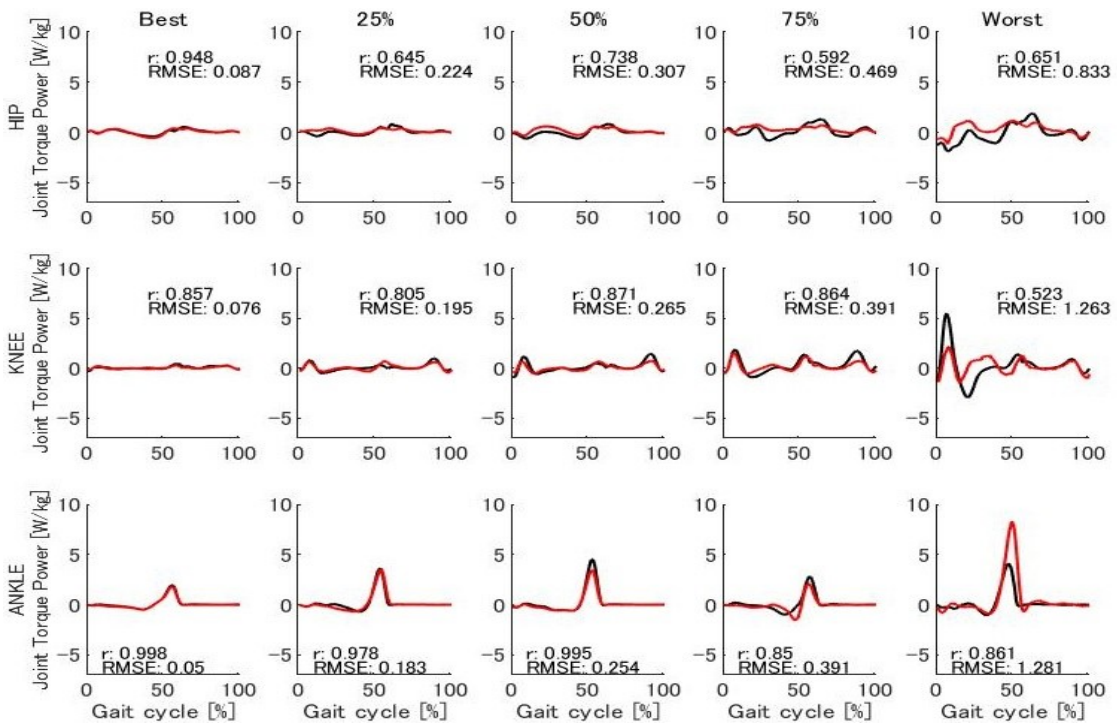


Figure 3.10 Individual true and predicted joint torque powers by ID model in order of accuracy of estimation on the External 1 dataset (Black = Real, Red = Predicted)

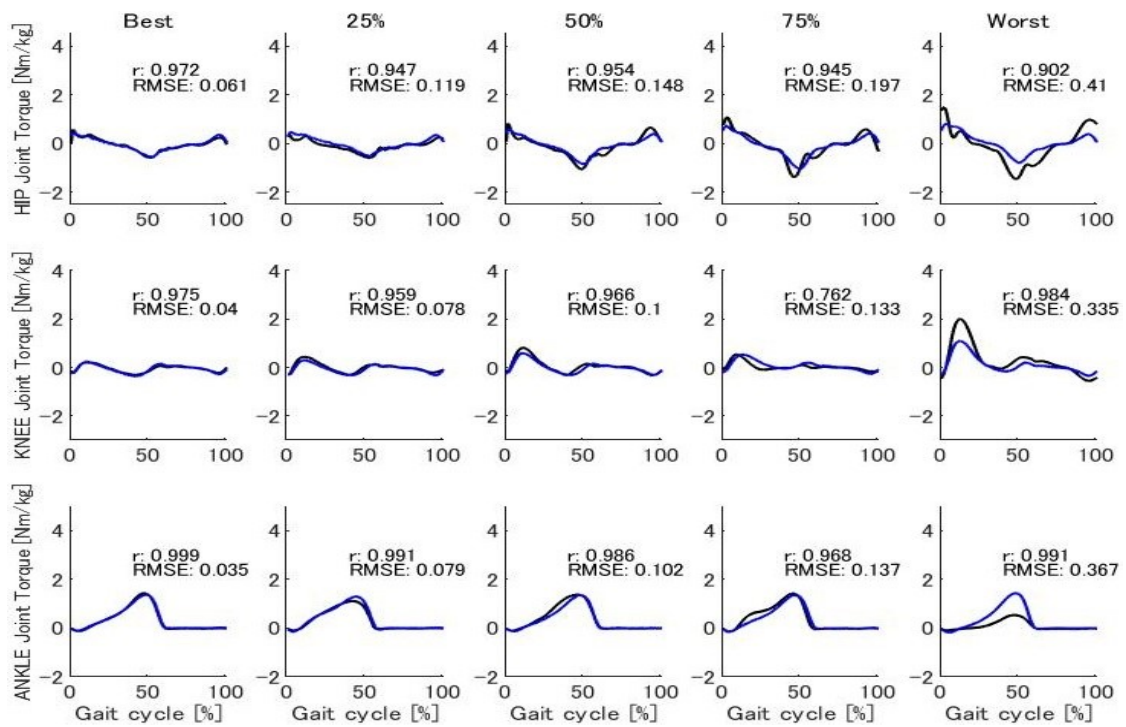


Figure 3.11 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by JA model in order of accuracy of estimation on the External 1 dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

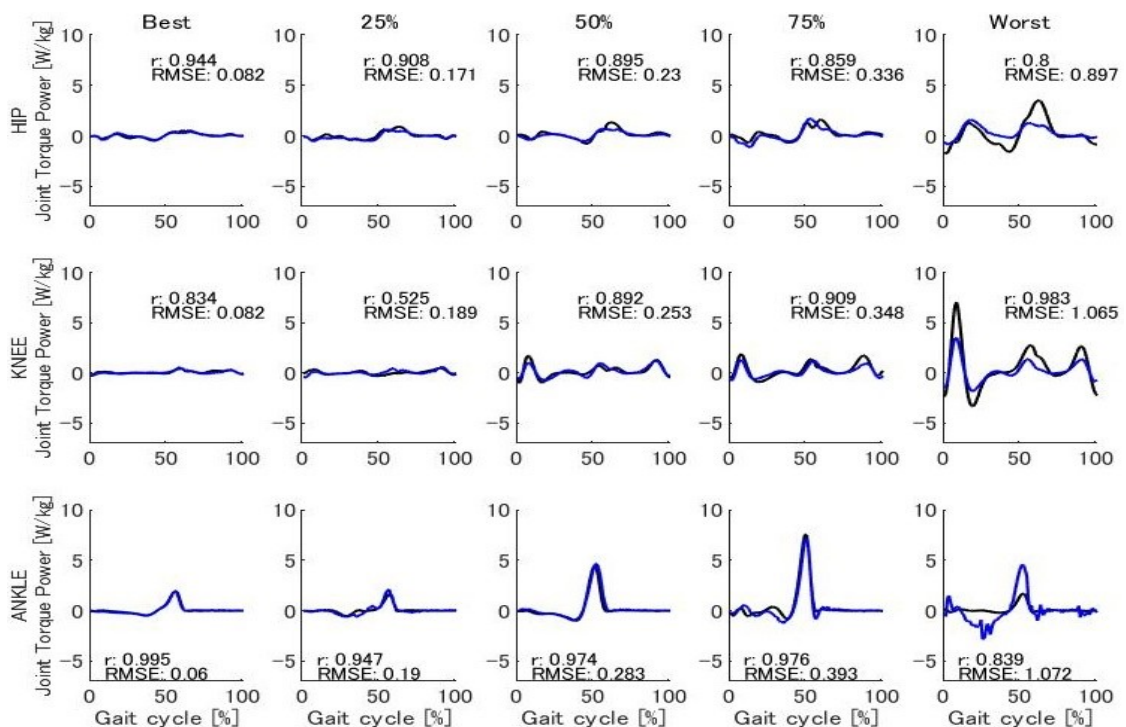


Figure 3.12 Individual true and predicted joint torque powers by ID model in order of accuracy of estimation on the External 1 dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

3.3 外部データ 2 について

外部データ 2 では裸足による試技と靴による試技による推定精度検証を行うため、それぞれ推定精度を示した。

3.3.1 裸足データの推定値について

Figure 3.13-14 は ID および JA モデルにより外部データ 2 の裸足歩行に対して推定された関節トルクおよび関節トルクパワーを示したものである。また、Table 3.5-6 は真値と比較した推定精度について示したものである。

矢状面における関節トルクは真値との相関係数で 0.80 以上 (ID:0.80~0.97, JA:0.87~0.98) の精度で推定することができた。また、推定値の誤差は%RMSE で矢状面では ID:8.3~16.7%, JA:7.4~15.3%, 前額面では ID:10.9~23.9%, JA:11.2~27.7%, 横断面では ID:14.1~27.5%, JA:15.2~27.5%であった。関節トルクパワーは膝、足の関節において真値との相関が相関係数 0.80 以上 (ID:0.80~0.98, JA:0.80~0.98), %RMSE で 10%前後 (ID:6.5~12.7%, JA:5.7~12.4%) であったが、股関節は相関係数で ID:0.57, JA:0.57, %RMSE で ID:23.1%, JA:21.2%であった。また、JA モデルでは前額面における膝関節トルクの推定波形にノイズが顕著にみられた。

Figure 3.15-18 は矢状面の関節トルクおよび関節トルクパワーの真値と推定値を比較したものである。全テストデータを推定結果が良い順 (三関節それぞれの RMSE が小さい順) に並び替えたとき最も精度の良い試技(Best), 上から 25%番目の試技, 上から 50%番目の試技, 上から 75%番目の試技, 最も精度の低かった試技(Worst)を選び、表示している。

矢状面の関節トルクについては、ID モデルのすべての関節で 75%試技まで相関係数 0.70 以上の精度で推定された。JA モデルではすべての関節で 75%試技まで相関係数 0.80 以上の精度で推定された。関節トルクパワーについては、75%試技において ID モ

デルでは膝，足関節で相関係数 0.80 以上，JA モデルでは膝，足関節で 0.70 以上の精度で推定された。

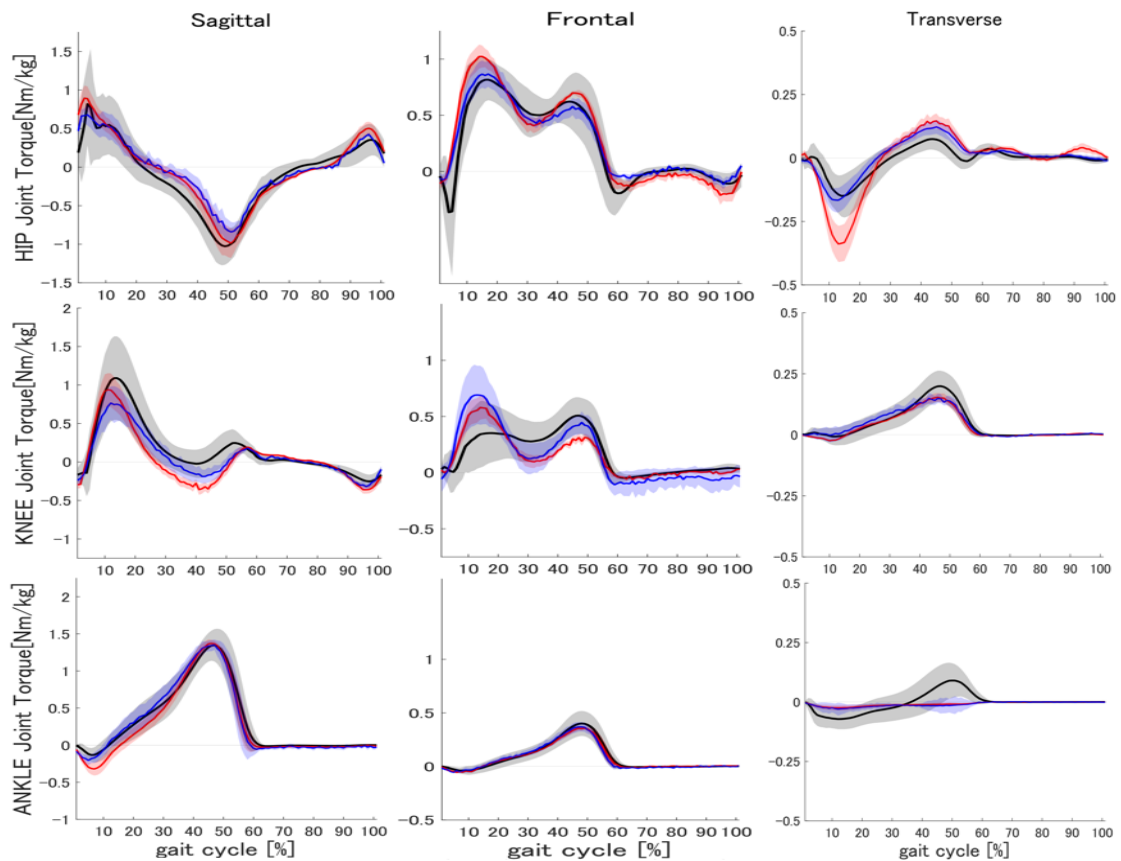


Figure 3.13 Real vs predicted joint torque for both models on the External 2 (Barefoot) dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.5 Joint torque prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the External 2 barefoot dataset

External 2 (Barefoot)		Inverse dynamics model			Joint angle model		
Joints	Plane	r	R^2	%RMSE	r	R^2	%RMSE
HIP	Sagittal	0.89±0.04	0.80±0.07	10.9±3.0	0.91±0.03	0.83±0.06	10.7±2.5
	Frontal	0.88±0.12	0.79±0.19	12.5±4.6*	0.89±0.09	0.80±0.15	11.6±3.3
	Transverse	0.82±0.11	0.69±0.17	23.5±8.4*	0.79±0.15	0.65±0.20	20.7±11.0
KNEE	Sagittal	0.80±0.23	0.68±0.21	16.7±6.9*	0.87±0.15	0.78±0.21	15.3±5.5
	Frontal	0.70±0.28	0.56±0.29	23.9±9.1*	0.61±0.29	0.46±0.28	27.7±10.6
	Transverse	0.93±0.08	0.87±0.13	14.1±4.7	0.91±0.09	0.84±0.15	15.2±6.0
ANKLE	Sagittal	0.97±0.03	0.93±0.06	8.3±3.3	0.98±0.02	0.95±0.03	7.4±2.8
	Frontal	0.96±0.04	0.93±0.08	10.9±5.5*	0.96±0.04	0.92±0.08	11.2±6.5
	Transverse	0.28±0.39*	0.23±0.22*	27.5±6.5	0.17±0.36	0.15±0.15*	27.5±5.7

r : correlation coefficient; R^2 : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model ($p < 0.05$)

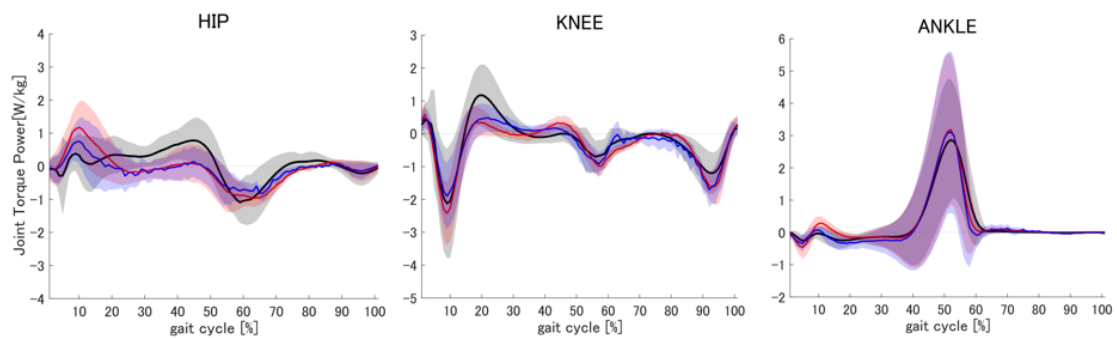


Figure 3.14 Real vs predicted joint torque power for both models on the External 2 barefoot dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.6 Joint torque power prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the External 2 barefoot dataset

External 2 (Barefoot)						
Joints	Inverse dynamics model			Joint angle model		
	r	R^2	%RMSE [%]	r	R^2	%RMSE [%]
HIP	0.57±0.17	0.35±0.18	23.1±5.8	0.57±0.19	0.36±0.19	21.2±4.7
KNEE	0.80±0.12	0.66±0.16	12.7±4.4*	0.80±0.14	0.67±0.19	12.4±4.2
ANKLE	0.98±0.02	0.95±0.05	6.5±4.3	0.98±0.02	0.96±0.03	5.7±3.5

r : correlation coefficient; R^2 : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model ($p < 0.05$)

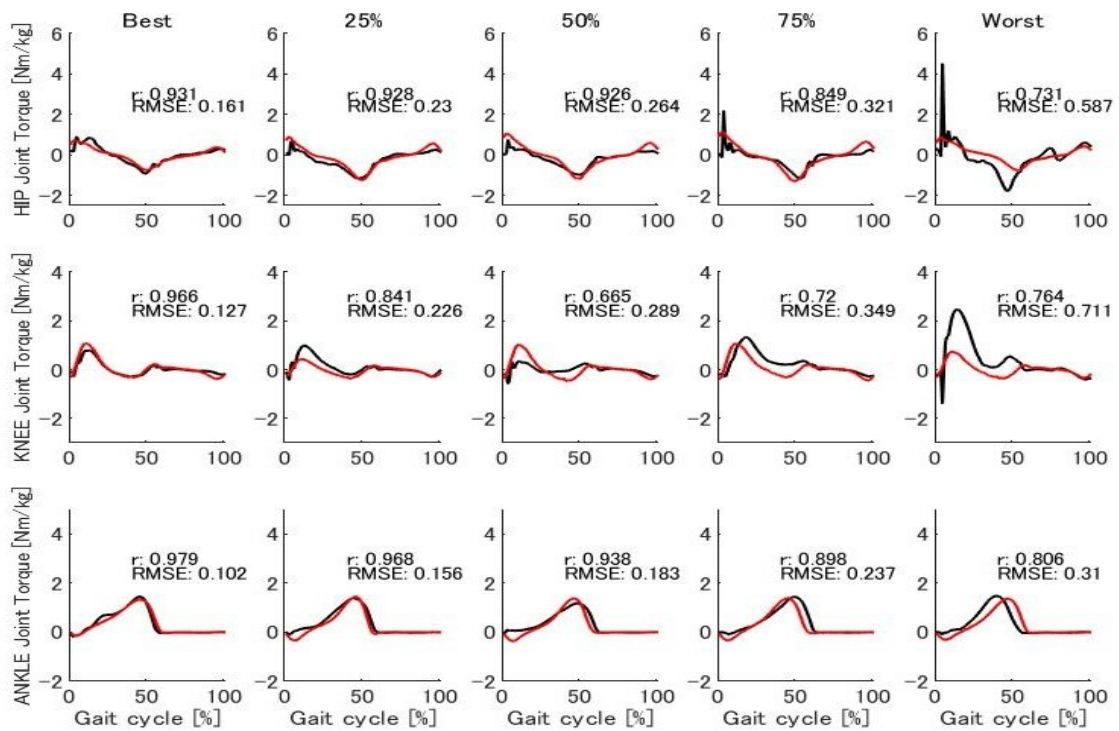


Figure 3.15 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by ID model in order of accuracy of estimation on the External 2 barefoot dataset (Black = Real, Red = Predicted)

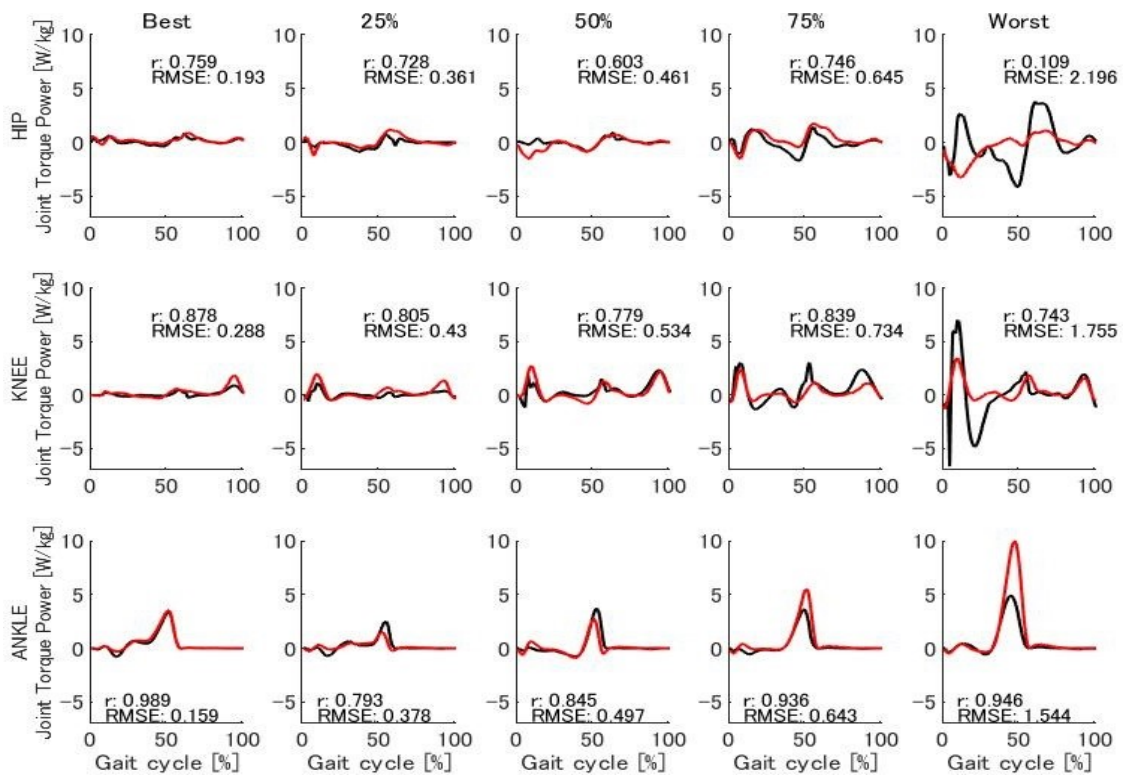


Figure 3.16 Individual true and predicted joint torque powers by ID model in order of accuracy of estimation on the External 2 barefoot dataset (Black = Real, Red = Predicted)

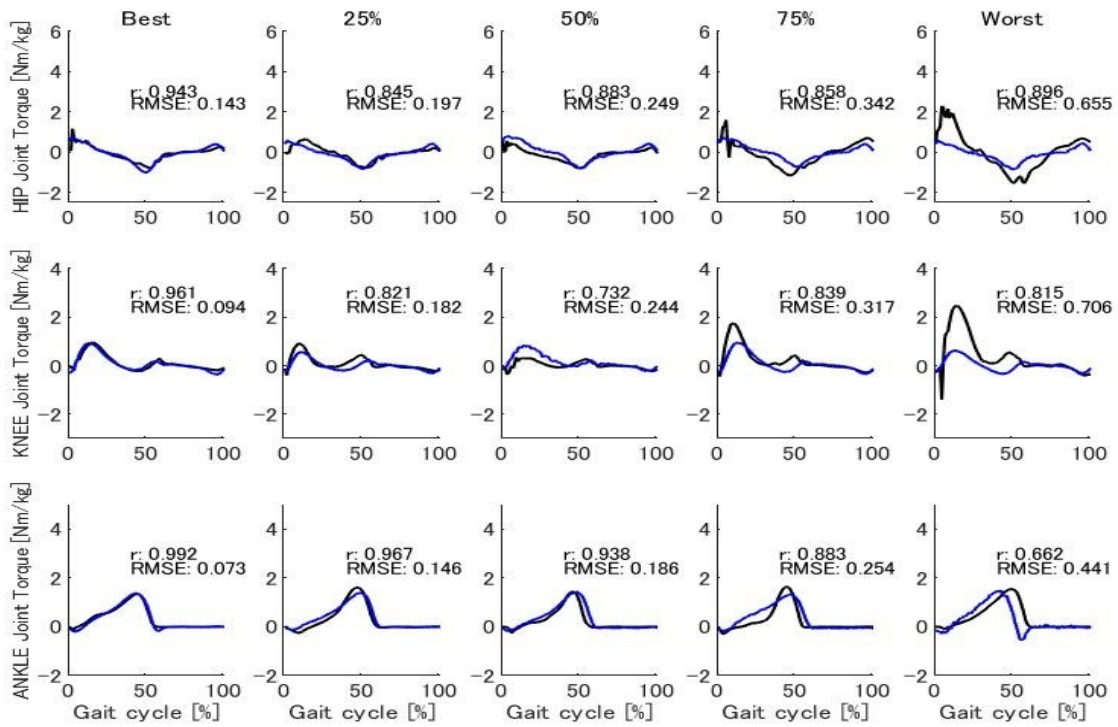


Figure 3.17 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by JA model in order of accuracy of estimation on the External 2 barefoot dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

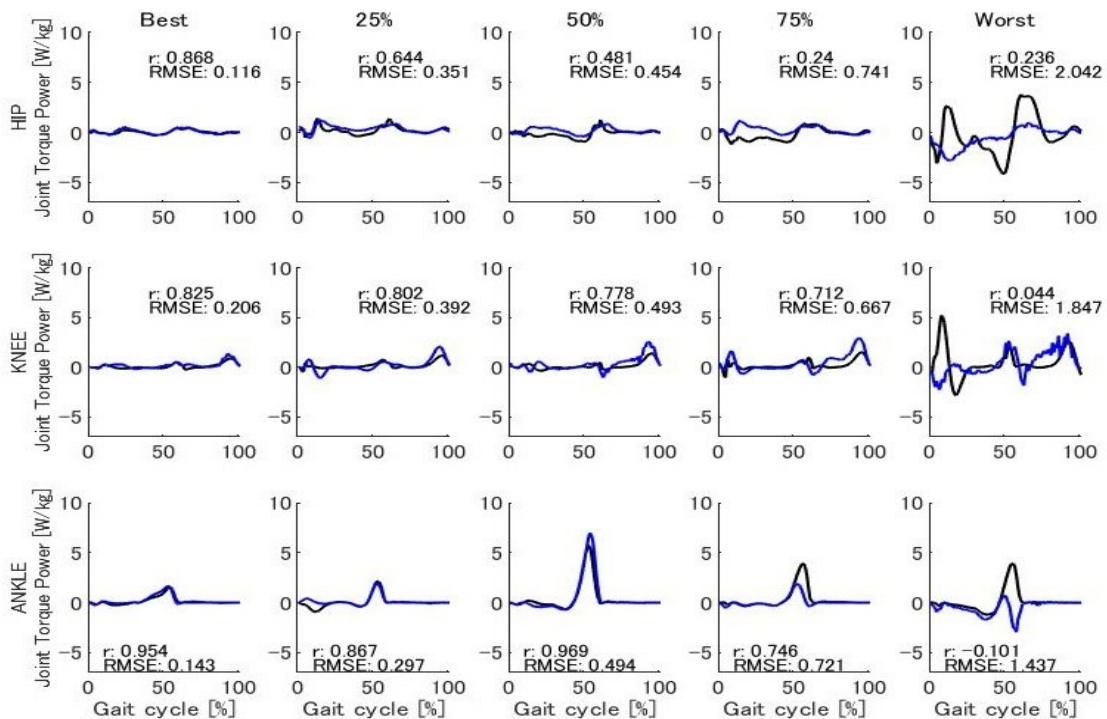


Figure 3.18 Individual true and predicted joint torque powers by JA model in order of accuracy of estimation on the External 2 barefoot dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

3.3.2 靴データの推定値について

Figure 3.19-20 は ID および JA モデルにより外部データ 2 の靴歩行に対して推定された関節トルクおよび関節トルクパワーを示したものである。また、Table 3.7-8 は真値と比較した推定精度について示したものである。

両モデルともに、矢状面における股、足関節トルクは真値との相関係数で 0.90 以上 (ID:0.91~0.93, JA:0.90~0.92) の精度で推定することができた。また、推定値の誤差は %RMSE で矢状面では ID:11.0~21.0%, JA:11.8~18.5%, 前額面では ID:14.2~21.1%, JA:13.7~24.3%, 横断面では ID:15.6~23.4%, JA:18.2~24.3%であった。

さらに、推定値により計算された関節トルクパワーは足関節について真値との相関が相関係数 0.90, %RMSE で 10%前後 (ID:9.8%, JA:10.3%) の精度で計算された。一方、股、膝関節については足関節と比較すると相関係数 (ID:0.46~0.77, JA:0.55~0.77), %RMSE (ID:14.2~22.4%, JA:14.6~20.6%) とともに低かった。

Figure 3.21-24 は矢状面の関節トルクおよび関節トルクパワーの真値と推定値を比較したものである。全テストデータを推定結果が良い順 (三関節それぞれの RMSE が小さい順) に並び替えたとき最も精度の良い試技(Best), 上から 25%番目の試技, 上から 50%番目の試技, 上から 75%番目の試技, 最も精度の低かった試技(Worst)を選び、表示している。

矢状面の関節トルクについては、ID モデル、JA モデルともにすべての関節で 75% 試技まで相関係数 0.70 以上の精度で推定された。関節トルクパワーについては、75% 試技において ID モデルでは膝、足関節で相関係数 0.75 以上、JA モデルでは膝、足関節で 0.85 以上の精度で推定された。

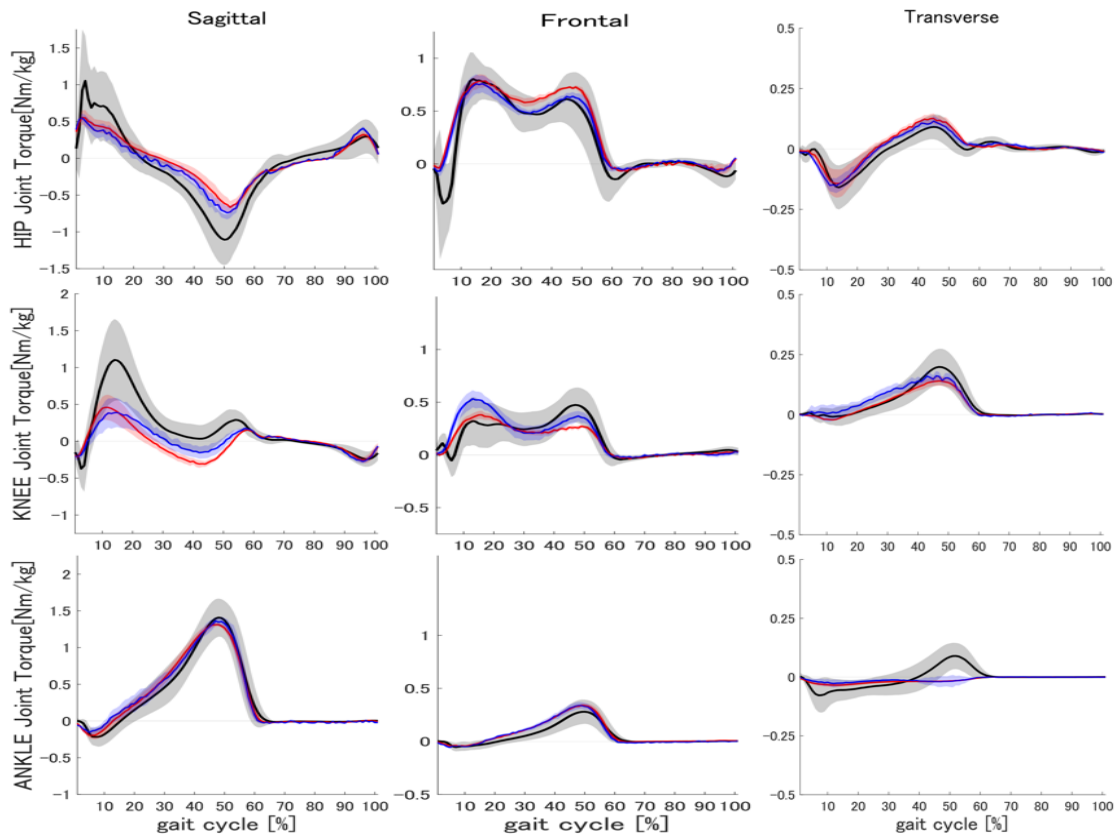


Figure 3.19 Real vs predicted joint torque for both models on the External 2 Shoed dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.7 Joint torque prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the External 2 shoed dataset

External 2 (Shoes)		Inverse dynamics model			Joint angle model		
Joints	Plane	r	R ²	%RMSE	r	R ²	%RMSE
HIP	Sagittal	0.91±0.04	0.82±0.07	12.1±2.5	0.90±0.04	0.81±0.07	12.1±2.7
	Frontal	0.86±0.12	0.75±0.18	14.2±3.9	0.87±0.10	0.763±0.16	13.7±3.4
	Transverse	0.82±0.13	0.69±0.17	19.6±10.2	0.84±0.10	0.72±0.16	19.1±10.6
KNEE	Sagittal	0.66±0.19*	0.48±0.23*	21.0±5.7*	0.77±0.17	0.63±0.20	18.5±4.4
	Frontal	0.72±0.25	0.57±0.27	21.1±5.0*	0.68±0.23	0.51±0.24	24.3±7.9
	Transverse	0.90±0.11	0.82±0.17	15.6±5.7*	0.85±0.12	0.74±0.18	18.2±6.0
ANKLE	Sagittal	0.93±0.08	0.86±0.13	11.0±5.2*	0.92±0.09	0.85±0.14	11.8±5.2
	Frontal	0.90±0.09	0.82±0.15	19.7±10.7	0.89±0.11	0.80±0.17	20.4±11.3
	Transverse	0.35±0.29*	0.20±0.17*	23.4±5.4	0.12±0.45	0.21±0.25	24.3±7.0

r : correlation coefficient; *R*² : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and * : *p* < 0.05

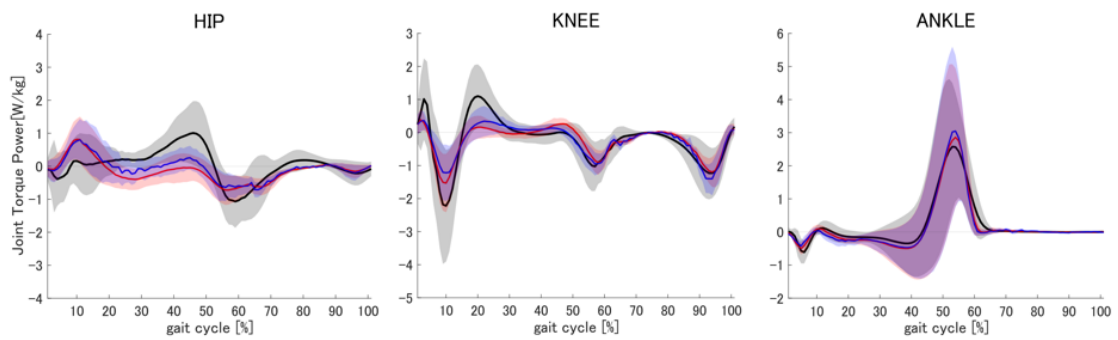


Figure 3.20 Real vs predicted joint torque power for both models on the External 2 shoed dataset (Black = Real, Red = Inverse dynamics model, and Blue = Joint angle model)

Table 3.8 Joint torque power prediction error comparison between inverse dynamics model and joint angle model on the External 2 shoed dataset

External 2 (Shoes)		Inverse dynamics model			Joint angle model		
Joints	r	R^2	%RMSE [%]	r	R^2	%RMSE [%]	
HIP*	0.46±0.21*	0.26±0.16*	22.4±4.7*	0.55±0.17	0.33±0.16	20.6±3.6	
KNEE	0.77±0.10	0.60±0.14	14.2±4.5	0.77±0.10	0.61±0.14	14.6±5.0	
ANKLE	0.90±0.09	0.82±0.15	9.8±5.7	0.90±0.09	0.82±0.16	10.3±5.9	

r : correlation coefficient; R^2 : determination coefficient; %RMSE : Normalized root mean square error, and asterisk means significant difference with JA model ($p < 0.05$)

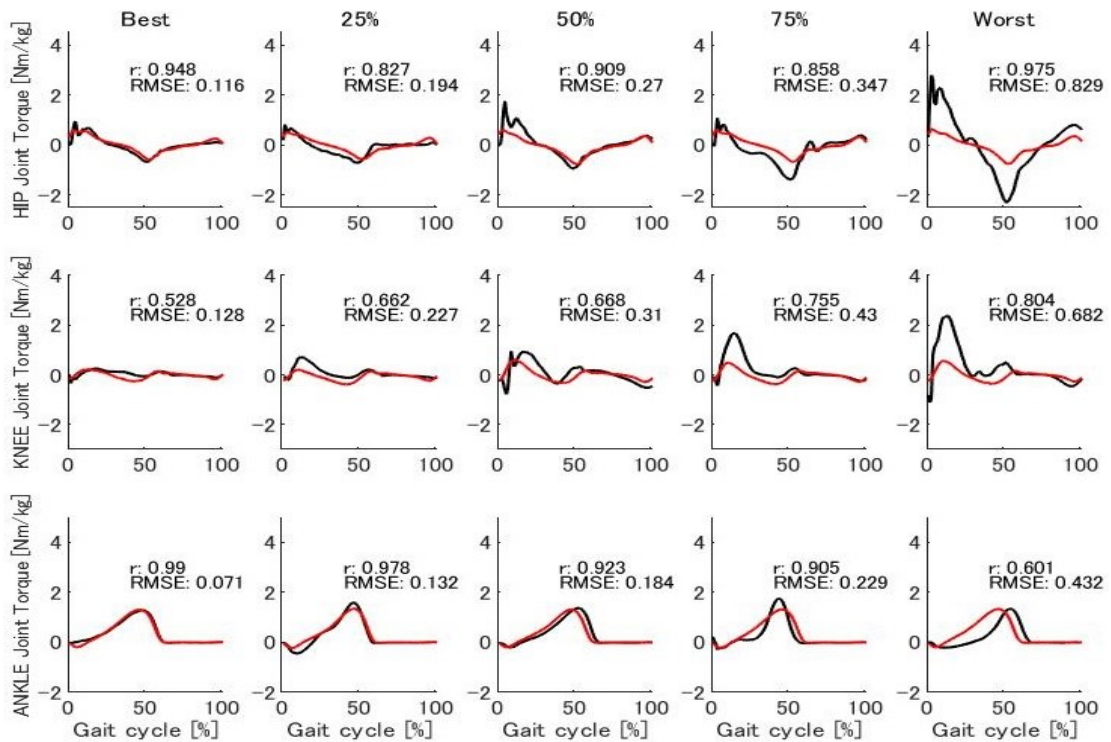


Figure 3.21 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by ID model in order of accuracy of estimation on the External 2 shoes dataset (Black = Real, Red = Predicted)

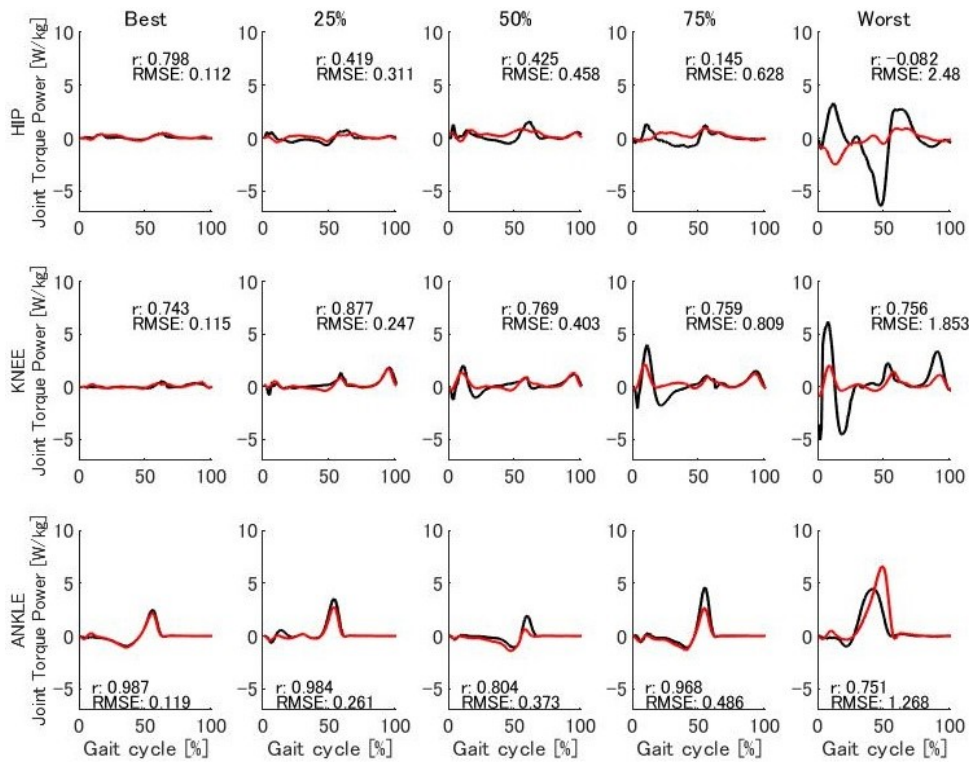


Figure 3.22 Individual true and predicted joint torque powers by ID model in order of accuracy of estimation on the External 2 shoes dataset (Black = Real, Red = Predicted)

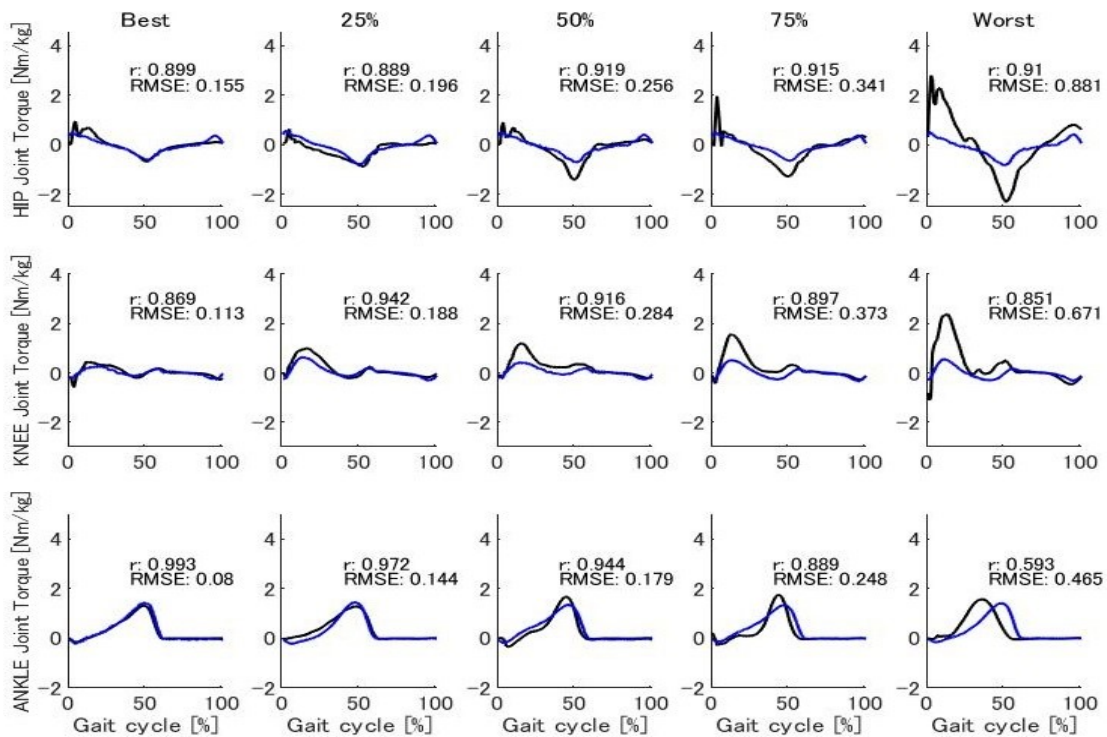


Figure 3.23 Individual true and predicted joint torques in the sagittal plane by JA model in order of accuracy of estimation on the External 2 shoes dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

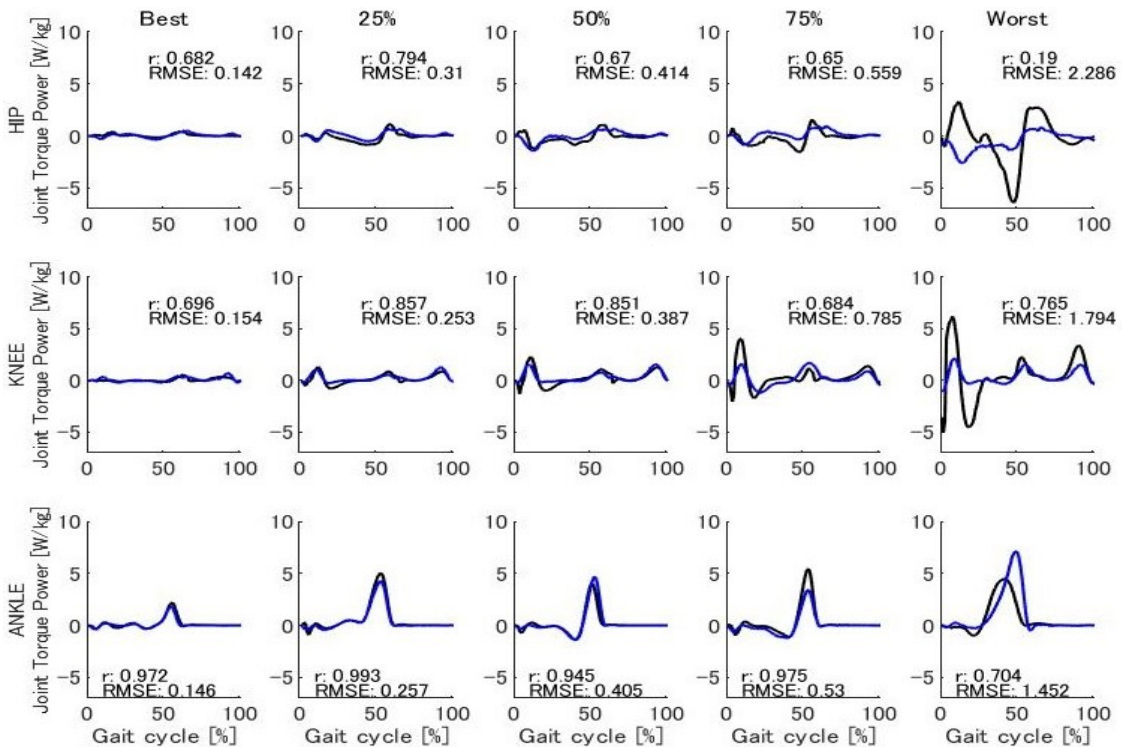


Figure 3.24 Individual true and predicted joint torque powers by JA model in order of accuracy of estimation on the External 2 shoes dataset (Black = Real, Blue = Predicted)

4. 考察

4.1 先行研究との比較

本研究と先行研究による推定精度を比較する(Table 4.1). 歩行動作分析で特に重要とされる矢状面における関節トルクは, 股, 足関節では先行研究より高い精度で推定されており, 膝関節では先行研究より低い精度で予測されていた. しかし, 本研究は Oh ら(2013)の約 6 倍, Lim ら(2019)の約 43 倍の被験者を用いていた. また, Oh et al(2013)は 20 代前後の男女, Lim ら(2019)は 20 代の男性のみを被験者としており, 幅広い年齢, 性別に対応しているとは言えない. 一方で AIST データセットは, 20 歳から 78 歳の男女を被験者として用いている. したがって, 本研究の ID, JA 両モデルは幅広い年齢や性別の被験者に対して先行研究と同等ないしはそれ以上の精度で矢状面における下肢の関節トルクを推定できるといえる. このことから, 本研究で作成されたモデルは先行研究と比較して妥当性の高いものであると考えられる.

Table 4.1 Comparison of prediction error (%RMSE) for joint torque in the sagittal plane between this research and previous ones

Subjects	48	7	AIST:300	
Joint	Oh et al. (2013)	Lim et al. (2019)	ID model	JA model
Hip	9.7 ± 2.0	10.7 ± 1.3	7.7 ± 3.3	7.3±3.3
Knee	8.1 ± 1.8	9.6 ± 1.4	11.7 ± 6.7	11.1±6.8
Ankle	10.5 ± 4.8	9.2 ± 1.9	7.2 ± 3.3	6.6±3.1

4.2 AIST データと外部データの比較

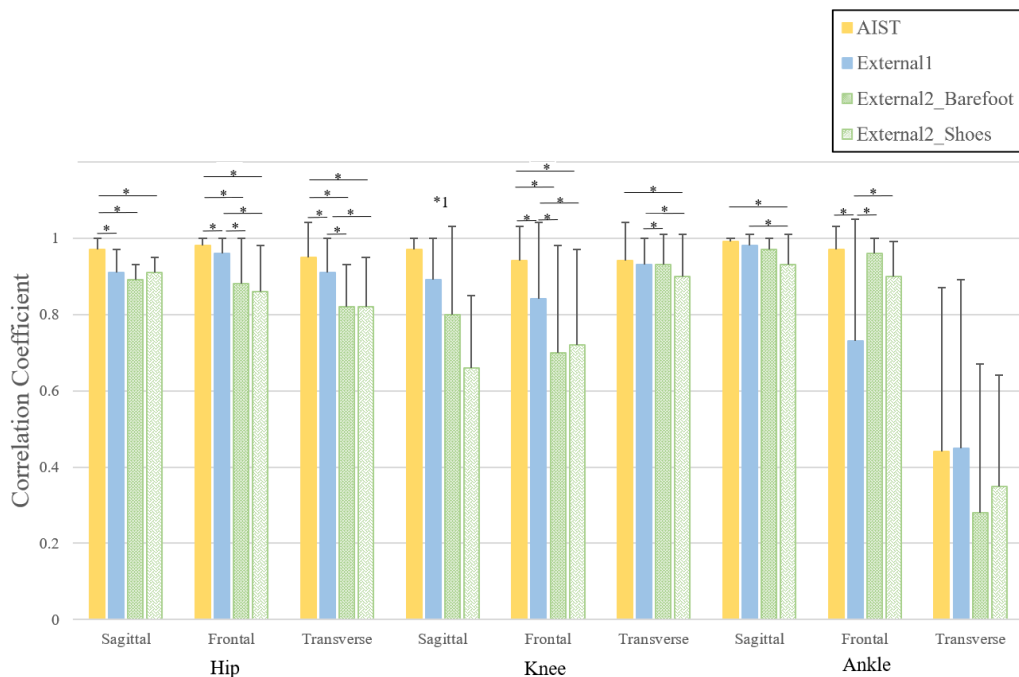
本研究で用いた AIST テストデータ，外部データ 1，外部データ 2（裸足群，靴群）の計 4 群間で推定精度（相関係数，%RMSE）の比較を行った．各群の相関係数と%RMSE の差の検定には一元配置分散分析を用い，群に有意な主効果がみられた場合は Bonferroni の方法による多重比較を行った．Figure 4.1-4.6 は比較の結果を示したものである．

その結果，相関係数，%RMSE とともに横断面における足関節トルクを除き AIST テストデータにおける推定精度と比較して，全ての外部データまたは一部の外部データでは推定精度が有意に低いことが分かった．これは，本研究で作成したモデルは AIST データのみを用いており，外部データは全く異なる環境で計測されたデータであることが原因として考えられる．また，矢状面における関節トルクは両モデルともに股，足関節で相関係数が 0.90 程度（ID:0.89~0.98，JA:0.90~0.98）であり，10%前後（ID:7.8~12.9%，JA: 7.4~12.1%）の%RMSE の精度で推定された．一方で，外部データ 2 の靴群では膝関節で相関係数（ID:0.66，JA:0.77），%RMSE（ID:21.0%，JA:18.5%）ともに他 3 群と比較し低かった．前額面における関節トルクは相関係数が 0.60~0.90 程度（ID:0.70~0.98，JA: 0.61~0.98）であり，%RMSE は股関節で 10%前後（ID:11.2~12.8%，JA: 11.0~15.8%），膝関節では 20%前後（ID:13.9~26.9%，JA: 15.3~27.5%），足関節では 20~40%程度（ID:10.5~35.7%，JA: 11.1~45.2%）の精度で推定された．また，横断面における股，膝関節トルクは相関係数が 0.79 以上（ID:0.82~0.95，JA: 0.79~0.94）であり，20%程度の%RMSE（ID:11.1~23.5%，JA: 13.4~20.7%）の精度で推定された．

これらより，矢状面の関節トルクについては外部データに対して十分に適用可能であると考えられる（Figure 4.1-2, 4.4-5）．

一方、関節トルクパワーは外部データにおいては膝、足関節において%RMSE が 10%前後であったのに対し、股関節において%RMSE が 20%を超えており、推定精度が低かった (Figure 4.3, 4.6) .

以上のことから、本研究のモデルをそのまま外部データにも用いる場合、矢状面における関節トルクは一定程度の推定精度が期待されるが、前額面、横断面における関節トルクおよび股関節トルクパワーでは推定精度が低いことが示された。



* : $p < 0.05$, *1 : There was a significant difference between all groups ($p < 0.05$)

Figure 4.1 Comparison of correlation coefficient for joint torque predictions by ID model

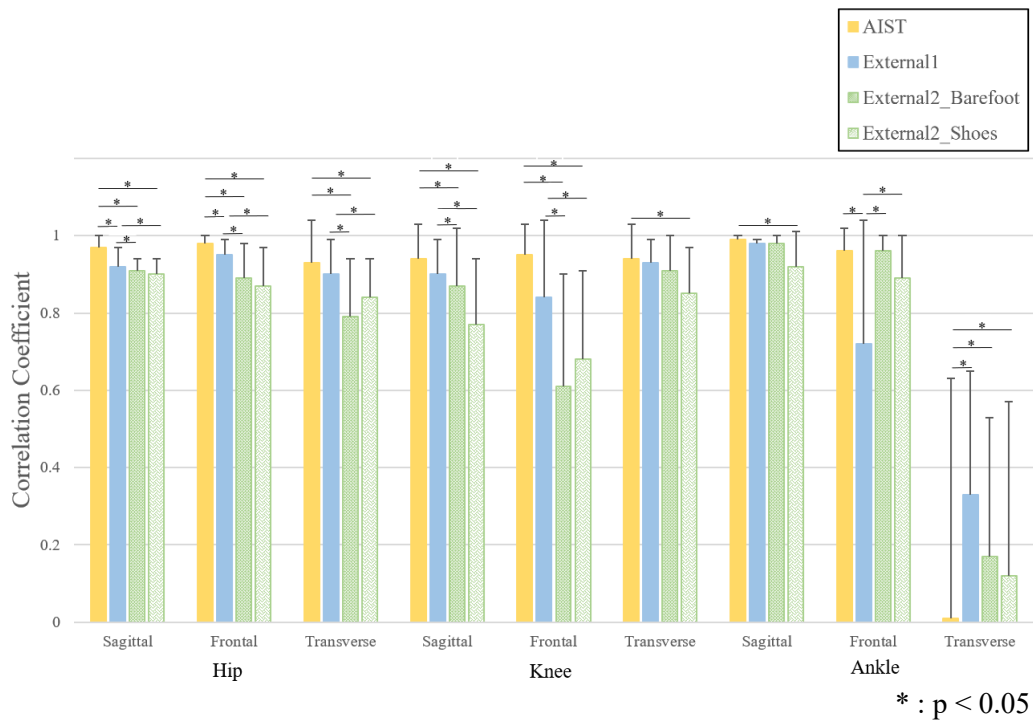
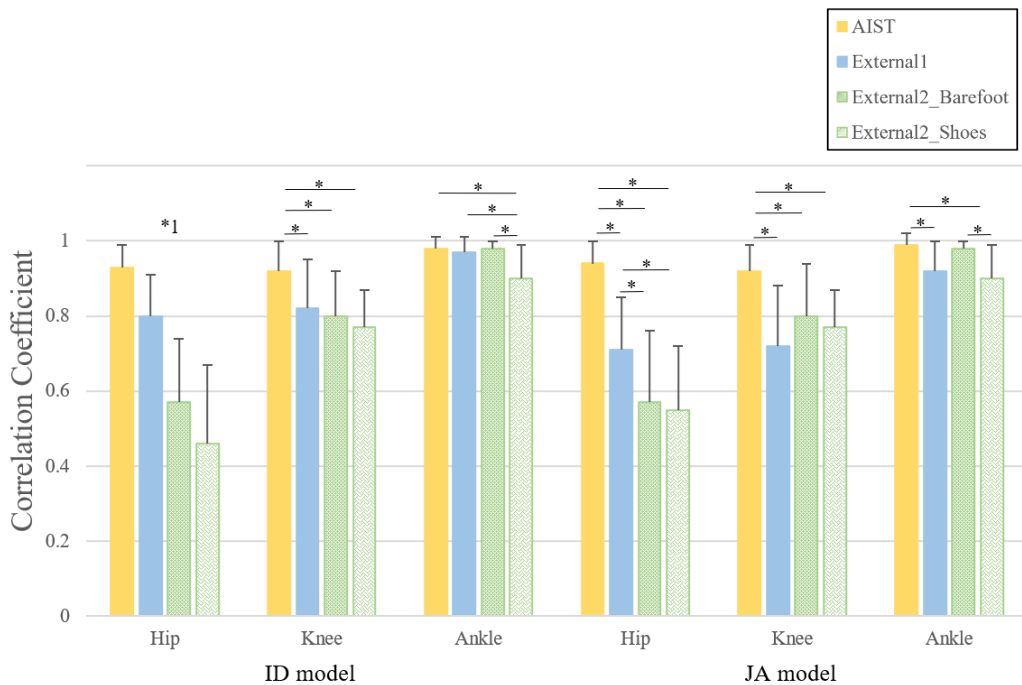


Figure 4.2 Comparison of correlation coefficient for joint torque predictions by JA model



* : $p < 0.05$, *1 : There was a significant difference between all groups ($p < 0.05$)
 Figure 4.3 Comparison of correlation coefficient for joint torque power predictions

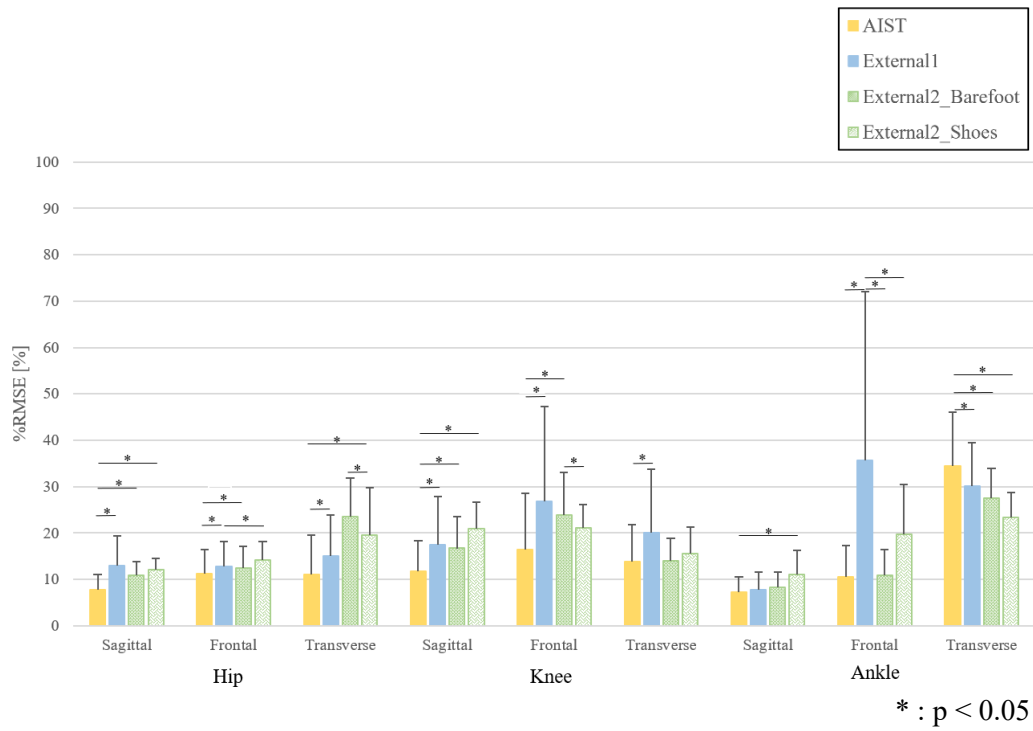


Figure 4.4 Comparison of %RMSE of predicted joint torques by ID model

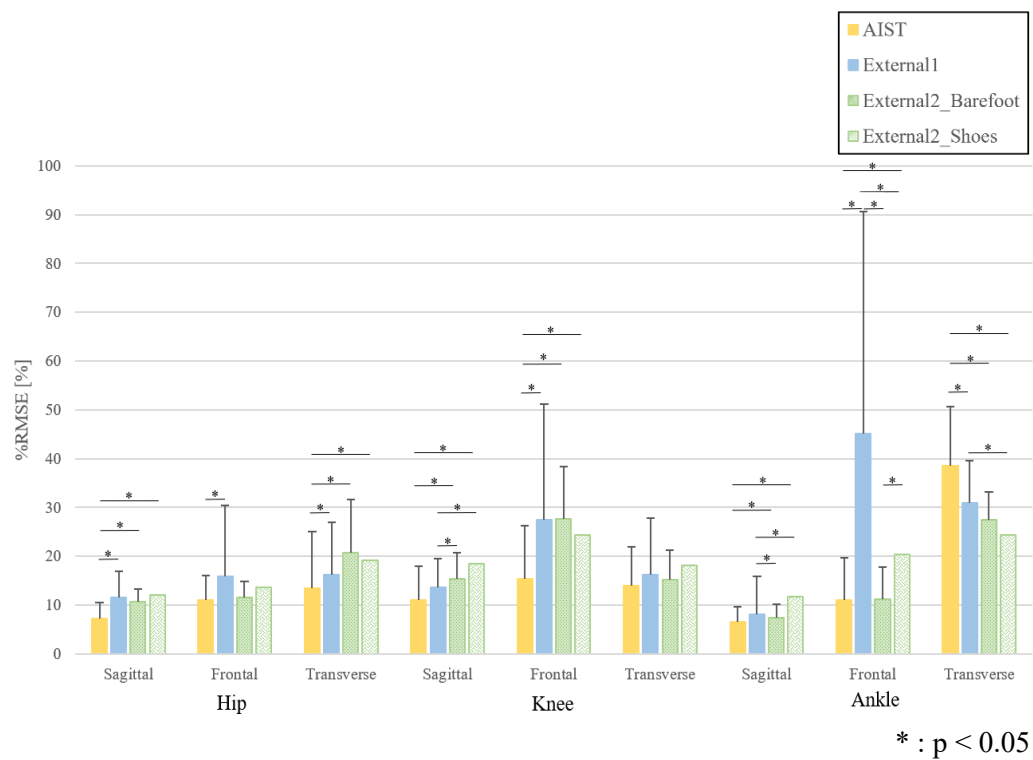


Figure 4.5 Comparison of %RMSE of predicted joint torques by JA model

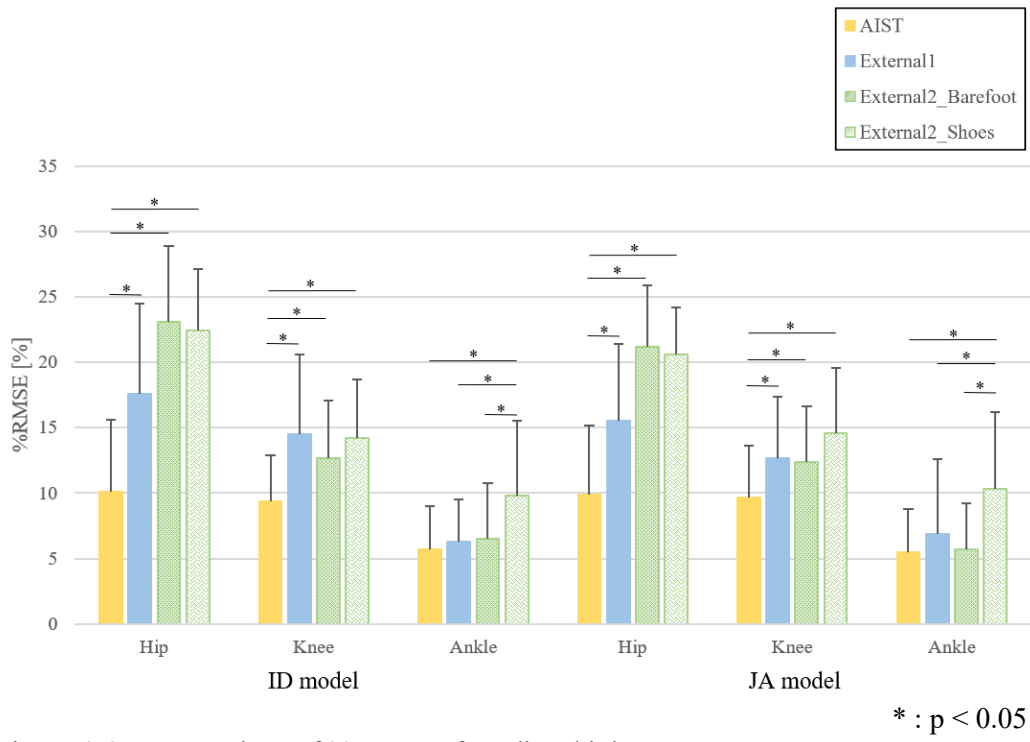


Figure 4.6 Comparison of %RMSE of predicted joint torque powers

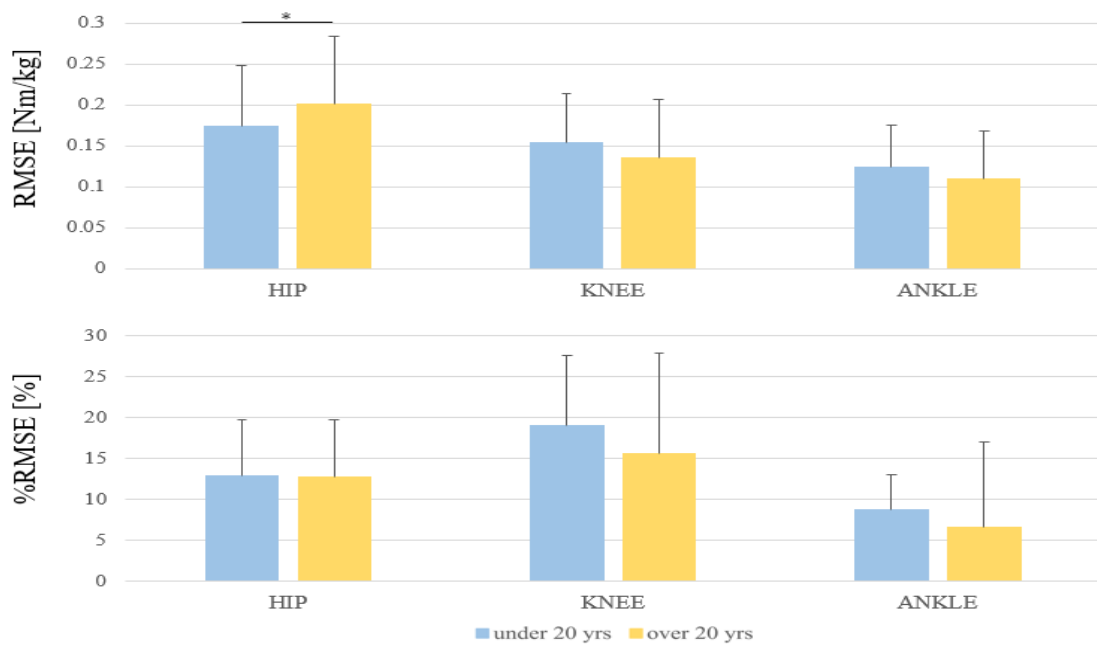
4.3 年齢群間での比較

外部データ 1 は 4 歳から 52 歳の幅広い年齢層の男女が含まれたデータセットである。モデルデータとして学習に用いた AIST データセットには 19 歳以下の被験者が含まれていないため、本モデルを用いて関節キネティクスを推定した場合、19 歳以下に対しては推定精度が低いかもしれない。

本研究で得られたモデルが 19 歳以下に適用可能か否かを確かめるため、各関節の矢状面における関節トルクの推定誤差 (RMSE, %RMSE) を 20 歳未満群と 20 歳以上群で t 検定による群間比較を行った(Figure 4.7-8)。その結果、両モデルともに 20 歳以上群の股関節トルクでは有意に RMSE が大きかった。一方で、%RMSE については両群に有意な差はみられなかった。

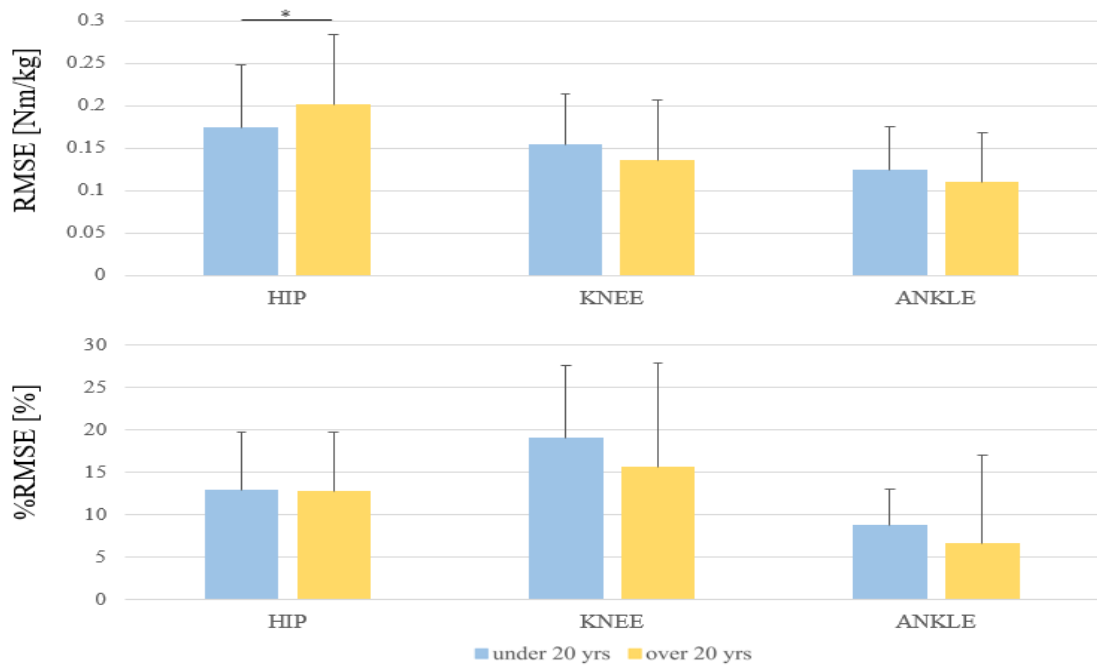
20 歳未満群には 10 歳未満の被験者も含まれており、これらの被験者が成人の被験者と比較して発揮する関節トルクが小さいことなどが考えられる。そのため、RMSE では両群に有意差がみられたものの、関節トルクの大きさを加味した %RMSE では両群の差がみられなかったと考えられる。

このことから、本研究で作成されたモデルは 20 歳未満の被験者に対しても適用可能であることが示唆された。



* : $p < 0.05$

Figure 4.7 Relationship between the RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by ID model for different age groups



* : $p < 0.05$

Figure 4.8 Relationship between the RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by JA model for different age groups

4.4 歩行速度間での比較

外部データ 1 は 3 速度，外部データ 2 は 4 速度の歩行試技を計測している．本研究で得られたモデルによる推定結果が歩行速度によって影響されるか否かを検討するため，矢状面における関節トルクの推定誤差を歩行速度間で比較した．各歩行速度における矢状面関節トルクの推定誤差（RMSE, %RMSE）の差を一元配置分散分析により検定し，歩行速度に有意な主効果がみられた場合，Bonferroni の方法による多重比較検定を行った(Figure 4.9-4.14, SW：緩歩，NW：通常歩行，FW：速歩，MW：最速歩とした)．

その結果，外部データ 1 においては，FW の股および膝関節トルクの RMSE は他の 2 速度と比較して有意に大きかった．また，外部データ 2 の裸足および靴群では股および膝関節の RMSE は FW，MW の試技は他の 2 速度と比較して有意に大きかった．一方で，外部データ 1 では，SW の膝関節トルクの %RMSE は他の 2 速度と比較して有意に大きかった．また，外部データ 2 の裸足群においては ID モデルでは SW の股関節の %RMSE が他の 3 速度と比較して有意に大きく，膝関節の %RMSE は FW および MW と比較して有意に大きかった．さらに，JA モデルでは膝関節の %RMSE は FW および MW と比較して有意に大きかった．

一般に歩行速度が上がることにより下肢関節の発揮する関節トルクは大きくなると考えられる．そのため，FW や MW は SW や NW と比較し，股，膝関節トルクにおいて RMSE 大きくなったと考えられた．一方で，関節トルクの大きさを加味した股，膝関節トルクの %RMSE では SW が他 3 速度と比較し大きくなるということが分かった．また，足関節トルクに関しては両モデルともに全てのデータで有意な差はみられず推定精度が安定していることが分かった．

以上のことから、歩行速度によらず足関節トルクの推定精度は安定しており、通常歩行以外の歩行速度に対して適用する場合は、股、膝関節トルクの推定精度が低下してしまうと考えられた。

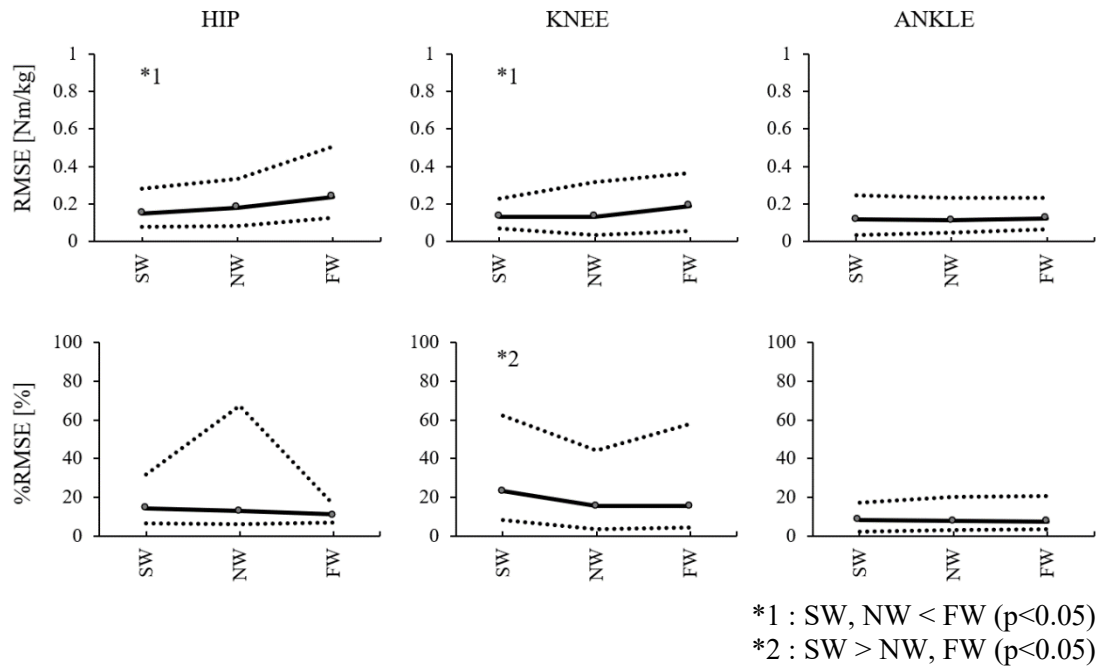
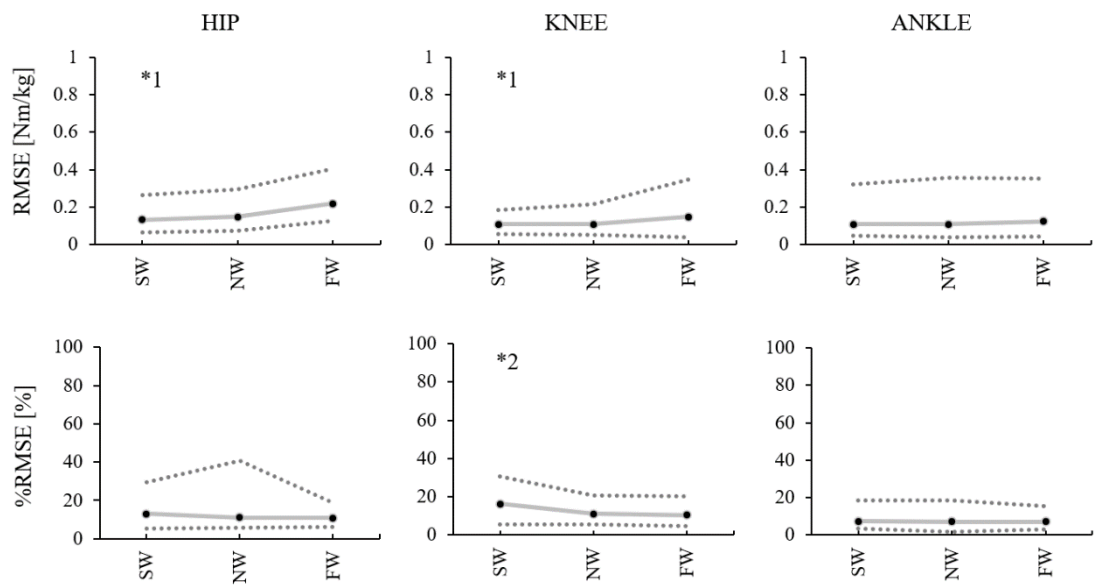


Figure 4.9 Relationship between the RMSE and %RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by ID model and gait speed on External 1.



*1 : SW, NW < FW (p<0.05)
 *2 : SW > NW, FW (p<0.05)

Figure 4.10 Relationship between the RMSE and %RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by JA model and gait speed on External 1.

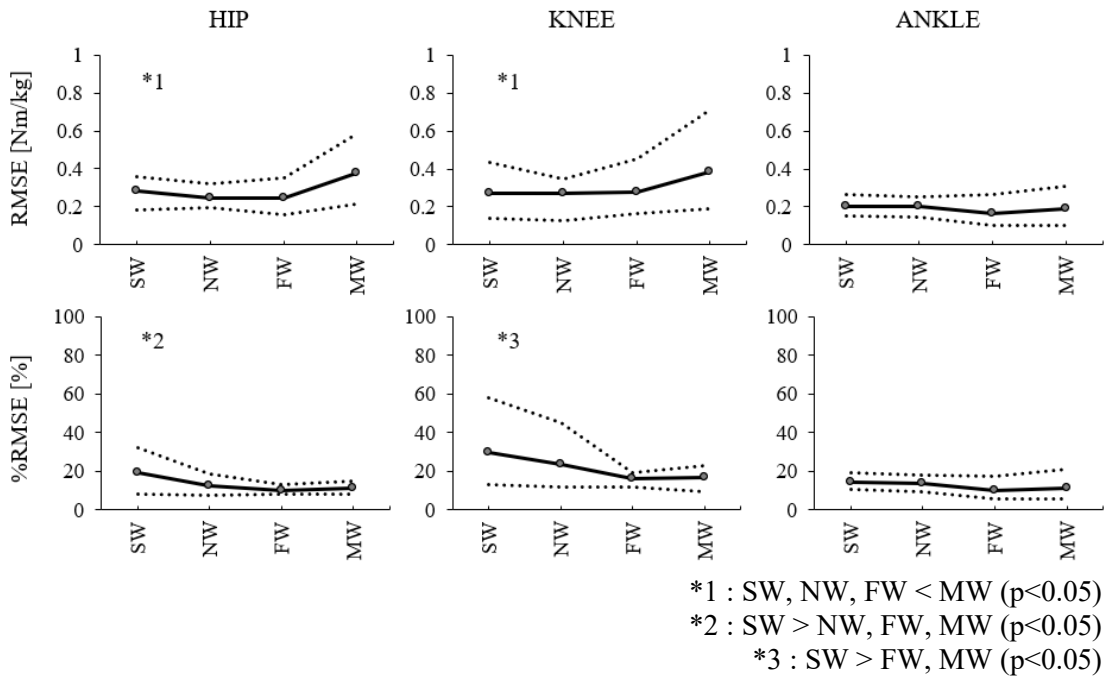


Figure 4.11 Relationship between the RMSE and %RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by ID model and gait speed on External 2 barefoot.

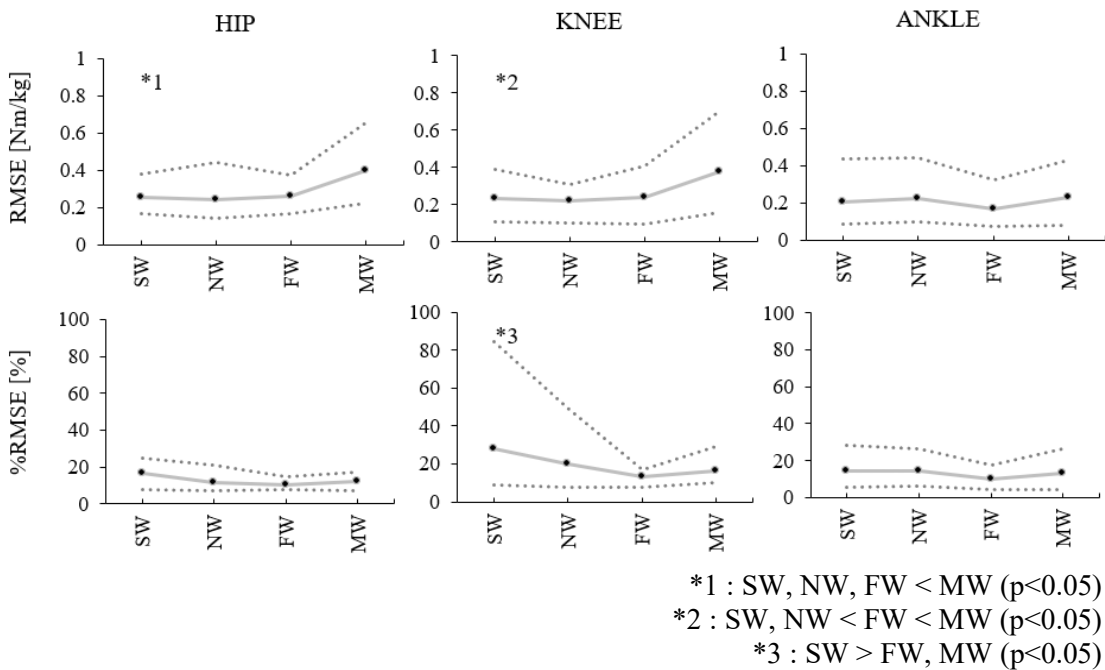


Figure 4.12 Relationship between the RMSE and %RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by JA model and gait speed on External 2 barefoot.

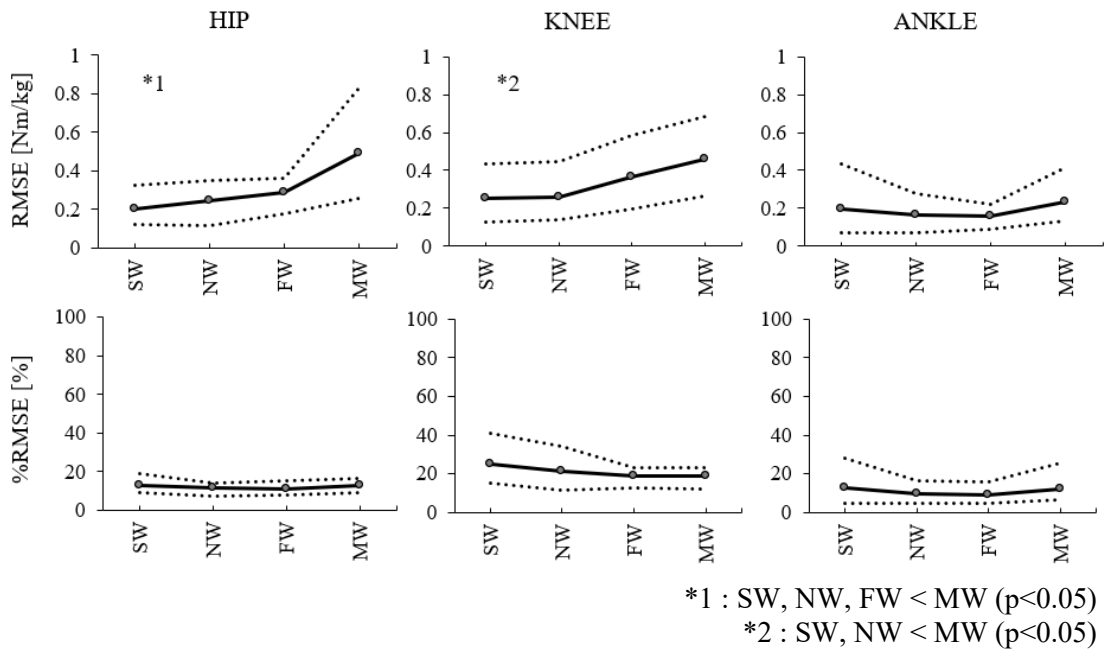


Figure 4.13 Relationship between the RMSE and %RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by ID model and gait speed on External 2 shoed.

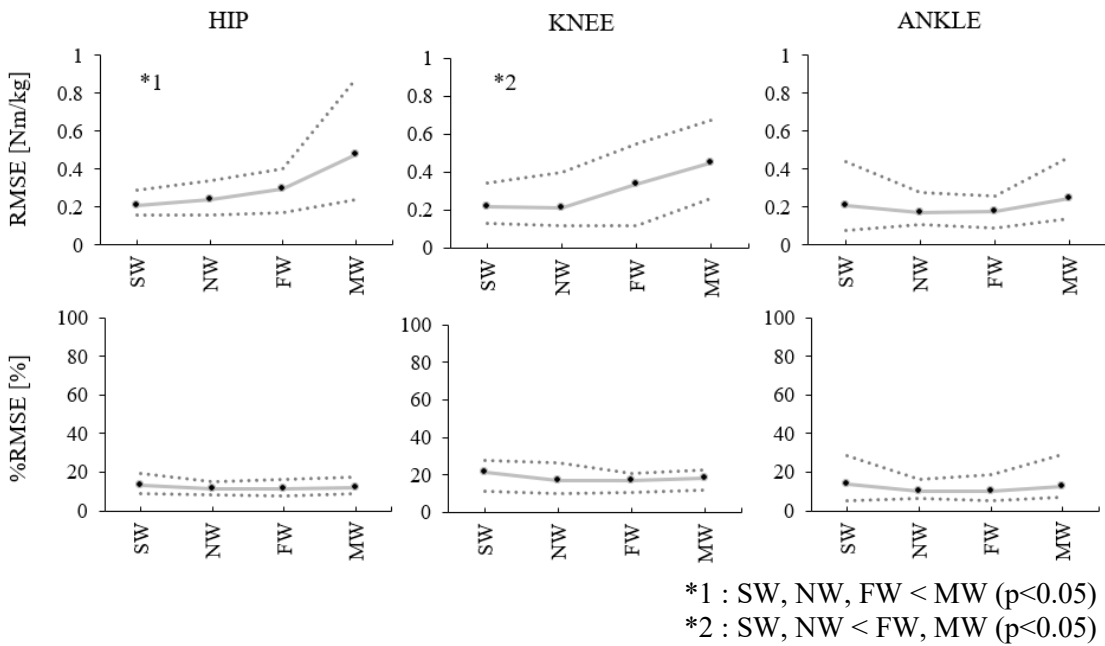


Figure 4.14 Relationship between the RMSE and %RMSE of predicted joint torques in the sagittal plane by JA model and gait speed on External 2 shoed.

4.5 靴の有無による比較

本研究では裸足により計測された AIST データセットを用いてモデルの学習を行ったため靴着用の試技は学習に用いられていない。したがって、本研究で得られたモデルが靴着用の歩行に適用できるか否かを検証するため、裸足の試技と靴を着用した試技の推定結果を比較した。全データ間で行った関節トルクおよび関節トルクパワーの推定精度の多重比較をもとに外部データ 2 の裸足群および靴群を比較した(4.2 より完全外部データ 2 のみ抜粋し Table 4.2-5, Figure 4.10-15 にまとめた)。

まず、相関係数についてみていく。両モデルにおいて矢状面の関節トルクの内、股、足関節の相関係数には有意な差はみられなかった。しかし、ID モデルでは靴歩行時の膝関節の相関係数が有意に低下することが分かった (Table 4.2, Figure 4.15, 4.16)。

また、矢状面における全ての関節トルクの%RMSE は裸足の試技と靴の試技間で有意な差を示さなかった。一方で、前額面や横断面における関節トルクは両者の間で推定精度に有意差がみられ、特に前額面における足関節トルクは靴試技で推定精度が大きく低下した。しかし、有意差のあるその他の試技は裸足の試技の方が推定精度は低かった (Table 4.4, Figure 18,19)。

ただし、矢状面におけるすべての関節トルクの%RMSE は裸足の試技と靴の試技間で有意な差がなく、裸足の試技によって学習されたモデルを用いても靴の試技に対して一定程度の精度で関節トルクを推定可能であることが示唆された。

また、関節トルクパワーについては両モデルとも靴着用の試技は裸足の試技と比較して有意に推定精度が低下することが分かった。特に、足関節トルクパワーは相関係数、%RMSE とともに低下しており、本研究で作成されたモデルは靴着用の試技に適用する場合、推定精度が低下してしまう可能性があることが示唆された (Table 4.3,4.5, Figure 17,20)。

Table 4.2 Comparison of correlation coefficient for joint torque between barefoot and shoed

Joint	Plane	ID		Plane	JA	
		Barefoot	Shoes		Barefoot	Shoes
Hip	Sagittal	0.89±0.04	0.91±0.04	Sagittal	0.91±0.03	0.90±0.04
	Frontal	0.88±0.12	0.86±0.12	Frontal	0.89±0.09	0.87±0.10
	Transverse	0.82±0.11	0.82±0.13	Transverse	0.79±0.15	0.84±0.10
Knee	Sagittal*	0.80±0.23	0.66±0.19	Sagittal	0.87±0.15	0.77±0.17
	Frontal	0.70±0.28	0.72±0.25	Frontal	0.61±0.29	0.68±0.23
	Transverse	0.93±0.08	0.90±0.11	Transverse	0.91±0.09	0.85±0.12
Ankle	Sagittal	0.97±0.03	0.93±0.08	Sagittal	0.98±0.02	0.92±0.09
	Frontal	0.96±0.04	0.90±0.09	Frontal	0.96±0.04	0.89±0.11
	Transverse	0.28±0.39	0.35±0.29	Transverse	0.17±0.36	0.12±0.45

* : $p < 0.05$

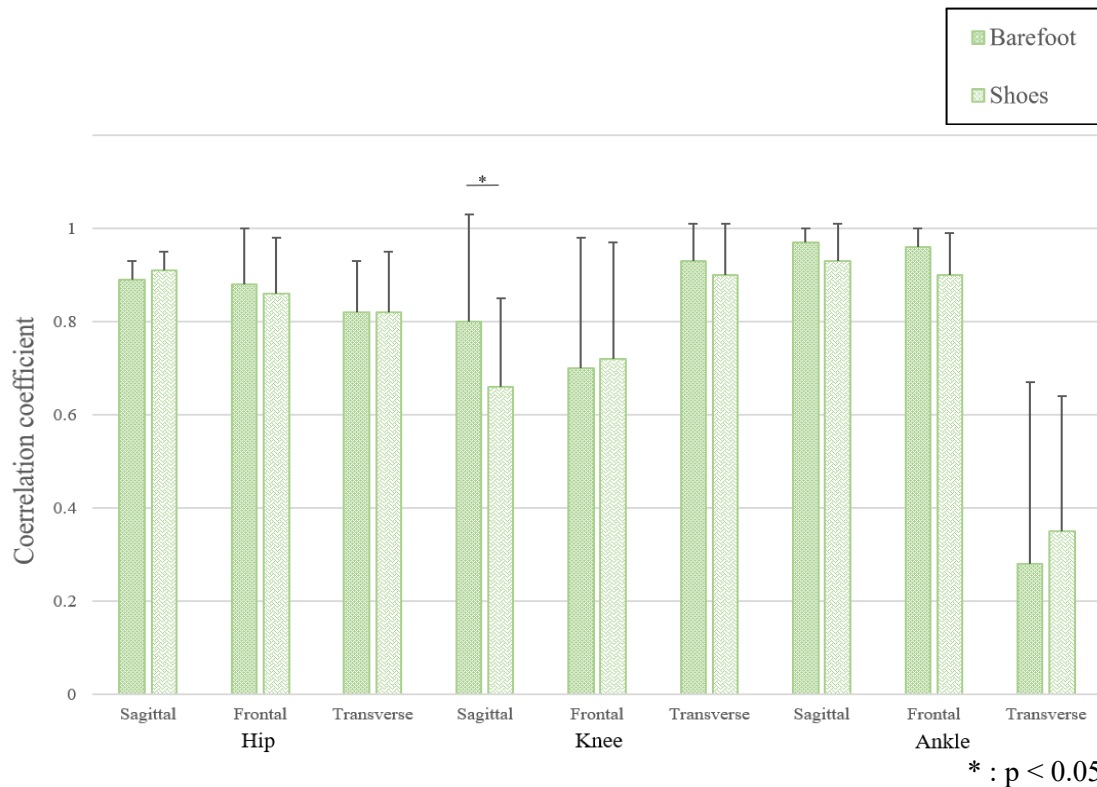


Figure 4.15 Comparison of correlation coefficient for joint torque predictions by ID model between barefoot and shoed

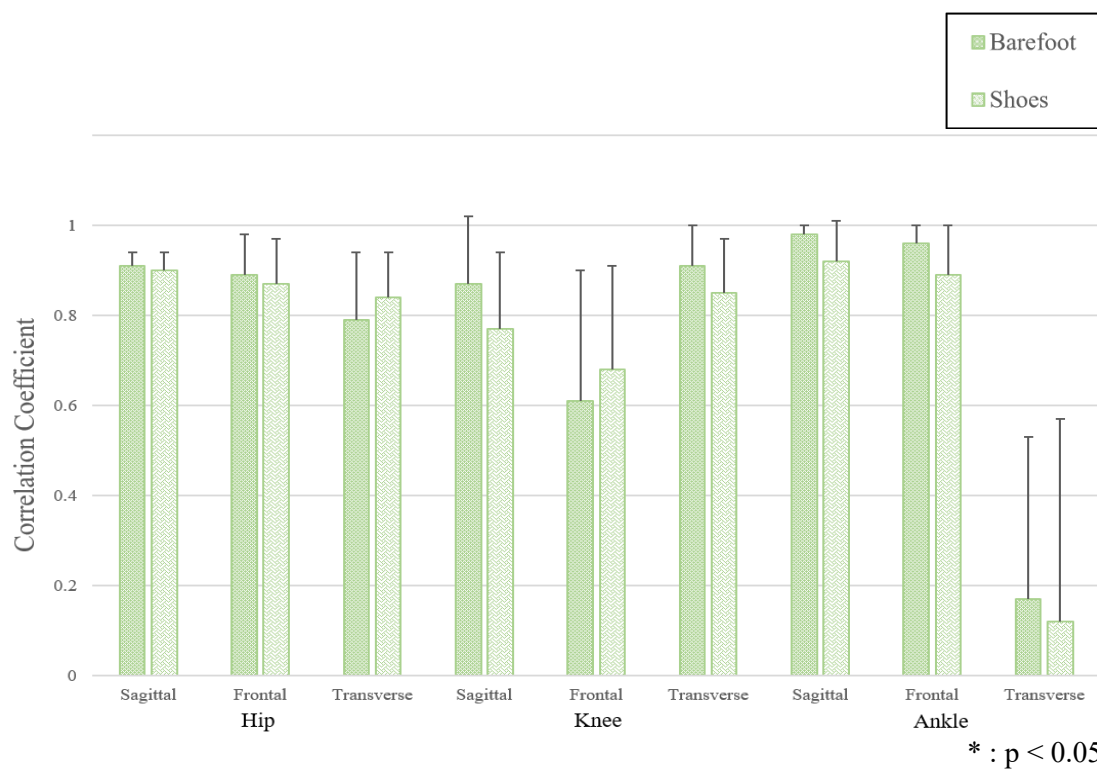
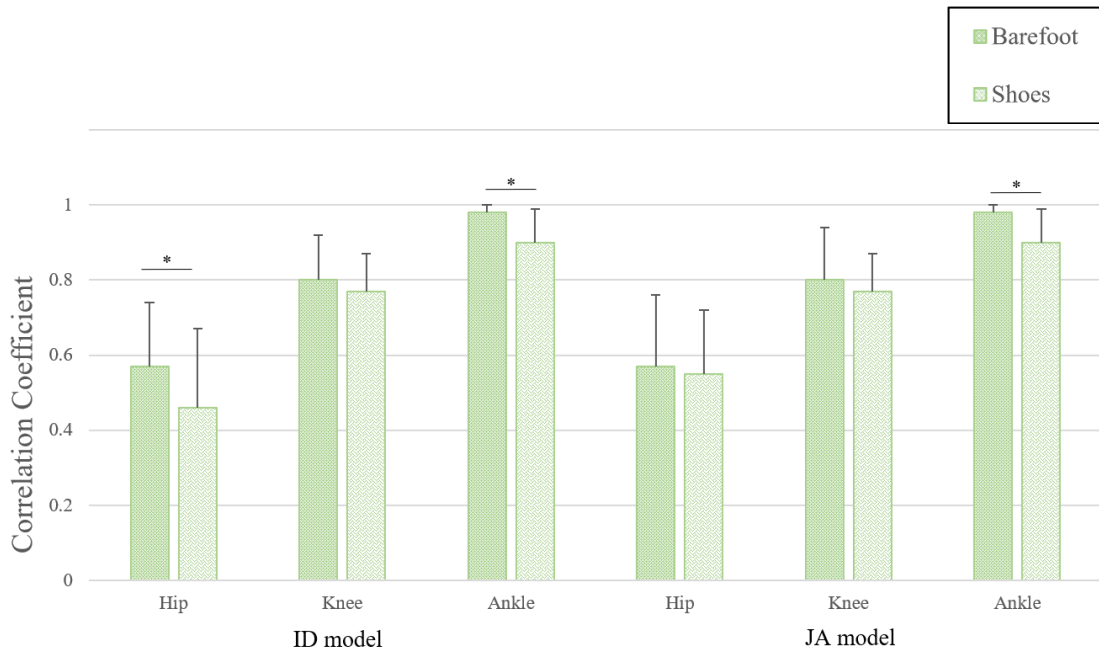


Figure 4.16 Comparison of correlation coefficient for joint torque predictions by JA model between barefoot and shoed

Table 4.3 Comparison of correlation coefficient for joint torque power between barefoot and shoed

ID			JA		
Joint	Barefoot	Shoed	Joint	Barefoot	Shoed
Hip*	0.57±0.17	0.46±0.21	Hip	0.57±0.19	0.55±0.17
Knee	0.80±0.12	0.77±0.10	Knee	0.80±0.14	0.77±0.10
Ankle*	0.98±0.02	0.90±0.09	Ankle*	0.98±0.02	0.90±0.09

* : $p < 0.05$



* : $p < 0.05$

Figure 4.17 Comparison of correlation coefficient for joint torque power predictions between barefoot and shoed

Table 4.4 Comparison of %RMSE of predicted joint torques between barefoot and shoes

Joint	ID model			JA model		
	Plane	Barefoot	Shoed	Plane	Barefoot	Shoed
Hip	Sagittal	10.9±3.0	12.1±2.5	Sagittal	10.7±2.5	12.1±2.7
	Frontal	12.5±4.6	14.2±3.9	Frontal	11.6±3.3	13.7±3.4
	Transverse*	23.5±8.4	19.6±10.2	Transverse	20.7±11.0	19.1±10.6
Knee	Sagittal	16.7±6.9	21.0±5.7	Sagittal	15.3±5.5	18.5±4.4
	Frontal*	23.9±9.1	21.1±5.0	Frontal*	27.7±10.6	24.3±7.9
	Transverse	14.1±4.7	15.6±5.7	Transverse	15.2±6.0	18.2±6.0
Ankle	Sagittal	8.3±3.3	11.0±5.2	Sagittal	7.4±2.8	11.8±5.2
	Frontal	10.9±5.5	19.7±10.7	Frontal	11.2±6.5	20.4±11.3
	Transverse	27.5±6.5	23.4±5.4	Transverse	27.5±5.7	24.3±7.0

* : $p < 0.05$

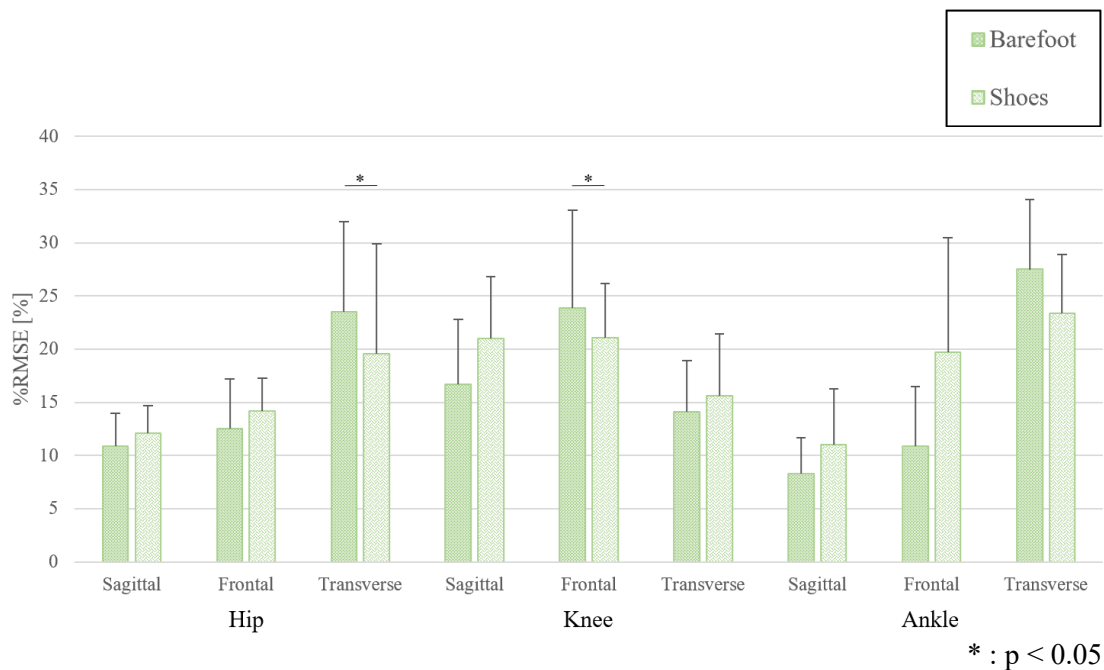


Figure 4.18 Comparison of %RMSE of predicted joint torques by ID model between barefoot and shoed

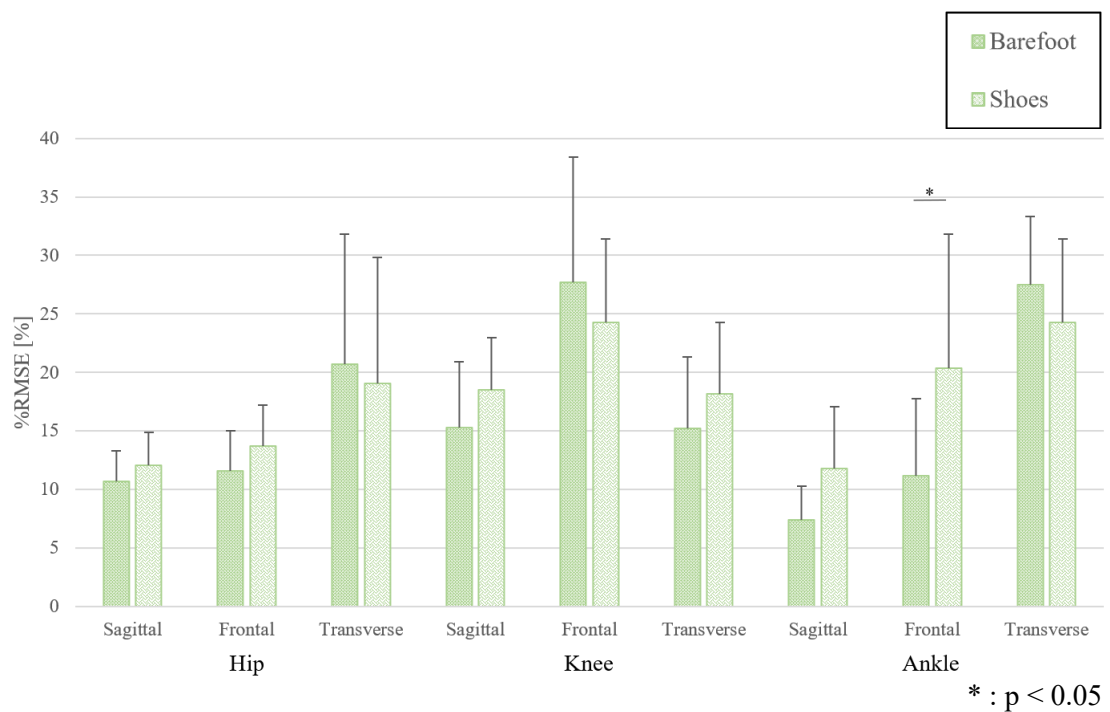
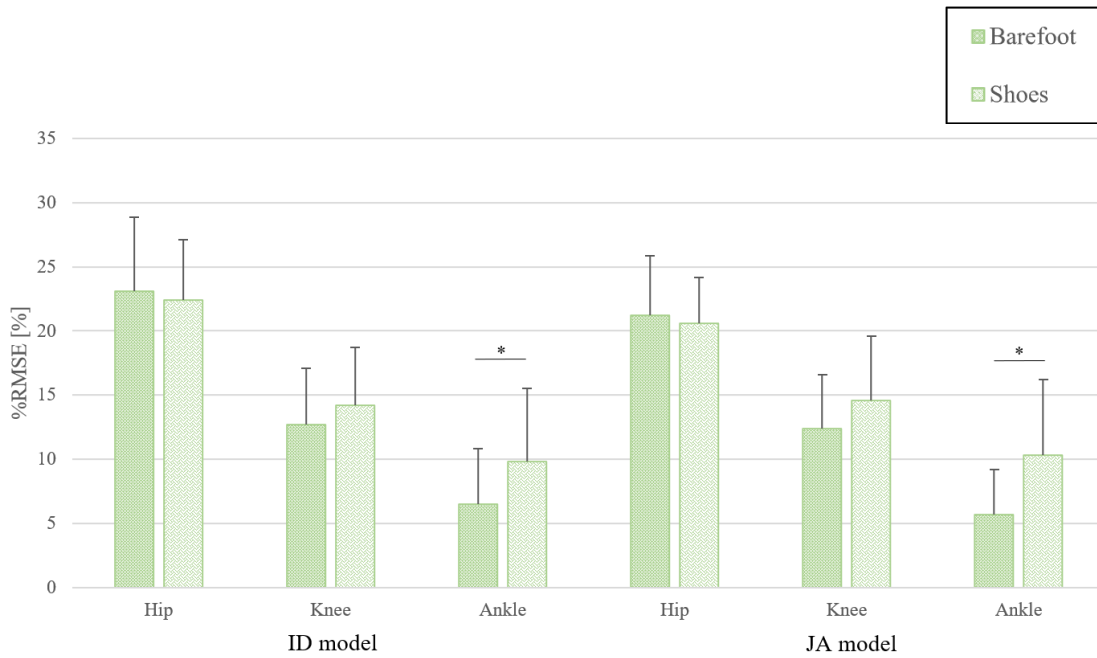


Figure 4.19 Comparison of %RMSE of predicted joint torques by JA model between barefoot and shoed

Table 4.5 Comparison of %RMSE of predicted joint torque powers between barefoot and shoed

ID model			JA model		
Joint	Barefoot	Shoed	Joint	Barefoot	Shoed
Hip	23.1±5.8	22.4±4.7	Hip	21.2±4.7	20.6±3.6
Knee	12.7±4.4	14.2±4.5	Knee	12.4±4.2	14.6±5.0
Ankle*	6.5±4.3	9.8±5.7	Ankle*	5.7±3.5	10.3±5.9

* : $p < 0.05$



* : $p < 0.05$

Figure 4.20 Comparison of %RMSE of predicted joint torque powers between barefoot and shoed

4.6 適用範囲について

本研究では、主に(1)外部データ 1 における年齢間の比較、(2) 外部データ 1,2 における歩行速度間の比較、(3) 外部データ 2 における靴の有無による比較を行った。

(1)については、4.3 よりモデルデータに含まれない 20 歳未満群に対しても適用可能であることが示唆された。(2)については、4.4 より速歩や最速歩行の場合、通常歩行、緩歩と比較して有意に RMSE が大きくなることが分かった。したがって、歩行速度が大きい場合の試技に関しては推定精度が低下する可能性があるため注意が必要であることが示唆された。(3)については、4.5 より、矢状面における関節トルクは靴を着用した場合、膝関節の相関係数が低下することが分かった。さらに、足関節トルクパワーは靴の試技で裸足の試技と比較し有意に推定精度が低下することが分かった。

以上より、本研究により作成されたモデルの適用範囲として特に考慮すべきは、(1)歩行速度の高い試技における股、膝関節の関節トルク、(2)靴の着用による膝関節トルク、膝、足関節トルクパワーの推定精度の低下であることが分かった。

4.7 モデル間の比較

矢状面の関節トルクの推定精度では AIST テストデータにおけるすべての関節、外部データ 1 における股、膝関節、外部データ 2 (靴) における膝関節の関節トルクで JA モデルの%RMSE が ID モデルよりも有意に小さかった (Table 3.1,3,5,7) . しかし、最も%RMSE の平均の差が大きかったのは外部データ 1 における膝関節の 3.8% であり、それ以外については 1% 前後の差であったことから、両モデルの推定精度は優劣を与える程決定的なものではないと考えられた.

また、推定された時々刻々の波形から、JA モデルではノイズが顕著に表れる一方、ID モデルでは推定波形にほとんどノイズがないことが分かった (Figure 3.7,13,19) . この原因としては、ID モデルは入力変数を畳み込み層により平滑化を行っていることで安定したモデルとなっているのに対し、JA モデルでは FCNN を用いているため入力変数のばらつきをそのまま反映してしまうモデルとなった可能性が考えられる.

これらの結果から、JA モデルは入力変数として関節角度のみから関節トルクや関節トルクパワーを推定できるという利点を持つ一方、推定波形におけるノイズが発生しやすくなるという点に注意する必要があるといえる. また、ID モデルはセグメントの座標データから関節トルクや関節トルクパワーを推定でき、ノイズに対してロバストであるといえる.

5. 結言

本研究では、フォースプラットフォームを用いずに歩行中の下肢関節キネティクスを機械学習により推定する方法について検討し、異なる環境で計測された複数のデータセットに対し検証を行うことでモデルの妥当性や適用範囲を明らかにすることを目的とした。本研究の結果から、以下のことが明らかになった。

1. モデル設計について

本研究では ID モデルおよび JA モデルを設計した。この内、前者は逆動力学にしたがって入力変数を決定した。両者とも歩行の下肢関節キネティクスに対し良好な推定を行うことができた。

2. モデルの推定精度について

- ① 先行研究よりも幅広い年齢や性別の被験者に対して、先行研究と同等ないしはそれ以上の精度で推定可能である。
- ② 矢状面の関節トルクおよび股関節を除く関節トルクパワーは%RMSE で 10% 程度の推定精度であり、特に推定精度が高かった。
- ③ 外部データでは推定精度が低下してしまうものの、矢状面における関節トルクについては受容可能な一定程度の精度で推定された。

3. 適用範囲について

- ① 本研究で作成したモデルは、先行研究と比較して幅広い年齢や性別の被験者に対して適用可能である。
- ② 学習に用いられていない年齢の被験者に対してもそれ以外と同等の精度で推定可能である。

- ③ , 足関節トルクは歩行速度にかかわらず同程度の精度で推定可能である。一方、通常歩行以外の速度における股、膝関節は推定精度が低下する可能性がある。
- ④ 靴を着用した歩行では、裸足での歩行と比較し、膝関節トルクおよび足関節トルクパワーの推定精度が低下する。

4. 異なる推定方法の精度について

- ① 両モデルの推定精度の差は両者に優劣を与えるほど大きなものではない。
- ② JA モデルでは外部データの推定波形にノイズが生じる。

これらの結果を踏まえ、今後の展望として以下のことが考えられる。

- ・ データセットの増加によるモデルの適用範囲の向上
- ・ 靴着用試技によるモデルの学習
- ・ 転移学習によるモデルの再学習

近年、バイオメカニクス分野においても機械学習が積極的に利用されるようになってきた。本研究や様々な先行研究を通して、機械学習を有効に利用することが期待される。

謝辞

本論文作成にあたり，適切な助言と，時に励ましとともに，親身にご指導くださいました岡田英孝先生に，ここに深く感謝の意を表します．

また，本研究を行うにあたり，ご指導をいただきましたモントリオール大学 Dr. Dixon, Vaibhav 氏並びに副指導教員の小泉憲裕先生や様々な面で多大なご協力を下さった岡田研究室，安藤研究室の皆様は厚く御礼申し上げます．

最後に，私の両親には経済的な援助だけでなく日々の生活のサポートや沢山の励ましを頂きました．心から感謝します．

発表実績

- [1] Onishi, Y., and Okada, H., Determination of heel strike and toe-off timing during gait using kinematic data by a logistic regression model, The 2020 Yokohama Sport Conference, Online, 2020 (Poster)
- [2] 大西 陽一, 岡田 英孝, ロジスティック回帰モデルによる歩行の接地および離地判別方法の検討, 第41回バイオメカニズム学術講演会, Online, 2020 (口頭発表)
- [3] Onishi, Y., Dixon, C. P., Shah, V., Okada, H., Prediction of Lower Limb Joint Kinetics During Gait via Machine Learning, ESMAC2021, 2021(Oral)
- [4] 大西 陽一, 岡田 英孝, 機械学習を用いた歩行中の下肢関節キネティクスの推定, 第42回バイオメカニズム学術講演会香川, 2021 (口頭発表)

参考文献

- [1] Aljaaf, A.J., Hussain, A.J., Fergus, P., Przybyla, A., Barton, G.J., 2016. Evaluation of machine learning methods to predict knee loading from the movement of body segments. In 2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), pp. 5168–5173.
- [2] Ardestani, M.M., Zhang, X., Wang, L., Lian, Q., Liu, Y., He, J., Li, D., Jin, Z., 2014. Human lower extremity joint moment prediction: A wavelet neural network approach. *Expert Systems with Applications* 41, 4422–4433.
- [3] Barua, A., Zakia, U., Menon, C., Jiang, X., 2021. Deep learning techniques in estimating ankle joint power using wearable IMUs. *IEEE Access* 9, 83041-83054.
- [4] Borhani, A., Pätzold, M., 2018. A non-stationary channel model for the development of non-wearable radio fall detection systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications* 17, 7718–7730.
- [5] Callaghan, J.P., Patla, A.E., McGill, S.M., 1999. Low back three-dimensional joint forces, kinematics, and kinetics during walking. *Clinical biomechanics* 14, 203–216.
- [6] Choi, A., Jung, H., Lee, K.Y., Lee, S., Mun, J.H., 2019. Machine learning approach to

- predict center of pressure trajectories in a complete gait cycle: a feedforward neural network vs. LSTM network. *Medical & Biological Engineering & Computing* 57, 2693–2703.
- [7] Cimolin, V., Galli, M., 2014. Summary measures for clinical gait analysis: a literature review. *Gait & Posture* 39, 1005–1010.
- [8] Cordero, A.F., Koopman, H., Van Der Helm, F.C.T., 2004. Use of pressure insoles to calculate the complete ground reaction forces. *Journal of biomechanics* 37, 1427–1432.
- [9] Dempster, W.T., 1995. Space requirements of the seated operator geometrical, kinematic, and mechanical aspects of the body with special reference to the limbs. Michigan State University, East Lansing, pp. 1–254.
- [10] Dixon, P.C., Schütte, K.H., Vanwanseele, B., Jacobs, J.V., Dennerlein, J.T., Schiffman, J.M., Fournier, P.-A., Hu, B., 2019. Machine learning algorithms can classify outdoor terrain types during running using accelerometry data. *Gait & Posture* 74, 176–181.
- [11] Du, Y., Fu, Y., Wang, L., 2015. Skeleton based action recognition with convolutional neural network, In 2015 3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR), pp. 579–583.

- [12] Ferrari, A., Benedetti, M.G., Pavan, E., Frigo, C., Bettinelli, D., Rabuffetti, M., Crenna, P., Leardini, A., 2008. Quantitative comparison of five current protocols in gait analysis. *Gait & Posture* 28, 207–216.
- [13] Fluit, R., Andersen, M.S., Kolk, S., Verdonchot, N., Koopman, H.F.J.M., 2014. Prediction of ground reaction forces and moments during various activities of daily living. *Journal of biomechanics* 47, 2321–2329.
- [14] Fohrmann, D., Mundt, M., David, S., Koeppe, A., Markert, B., Potthast, W., 2020. Creating virtual force platforms for cutting maneuvers from kinematic data based on LSTM neural networks. *ISBS Proceedings Archive* 38, Liverpool (Online).
- [15] Forner-Cordero, A., Koopman, H., Van der Helm, F.C.T., 2006. Inverse dynamics calculations during gait with restricted ground reaction force information from pressure insoles. *Gait & posture* 23, 189–199.
- [16] Giarmatzis, G., Zacharaki, E.I., Moustakas, K., 2020. Real-time prediction of joint forces by motion capture and machine learning. *Sensors* 20, 6933.
- [17] Hahn, M.E., O’Keefe, K.B., 2008. A neural network model for estimation of net joint moments during normal gait. *Journal of Musculoskeletal Research* 11, 117–126.
- [18] He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep residual learning for image

- recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770–778.
- [19] Jiang, X., Gholami, M., Khoshnam, M., Eng, J.J., Menon, C., 2019. Estimation of ankle joint power during walking using two inertial sensors. *Sensors* 19, 2796.
- [20] Johnson, W.R., Alderson, J., Lloyd, D., Mian, A., 2018. Predicting athlete ground reaction forces and moments from spatio-temporal driven CNN models. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 66, 689–694.
- [21] Johnson, W.R., Mian, A., Lloyd, D.G., Alderson, J.A., 2019. On-field player workload exposure and knee injury risk monitoring via deep learning. *Journal of biomechanics* 93, 185–193.
- [22] Johnson, W.R., Mian, A., Robinson, M.A., Verheul, J., Lloyd, D.G., Alderson, J.A., 2020. Multidimensional ground reaction forces and moments from wearable sensor accelerations via deep learning. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 68, 289–297.
- [23] Kadaba, M.P., Ramakrishnan, H.K., Wootten, M.E., 1990. Measurement of lower extremity kinematics during level walking. *Journal of orthopaedic research* 8, 383–392.
- [24] Karatsidis, A., Bellusci, G., Schepers, H.M., De Zee, M., Andersen, M.S., Veltink,

- P.H., 2017. Estimation of ground reaction forces and moments during gait using only inertial motion capture. *Sensors* 17, 75.
- [25] Kingma, D.P., Ba, J., 2014. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980.
- [26] Komaris, D.-S., Pérez-Valero, E., Jordan, L., Barton, J., Hennessy, L., O’Flynn, B., Tedesco, S., 2019. Predicting three-dimensional ground reaction forces in running by using artificial neural networks and lower body kinematics. *IEEE Access* 7, 156779–156786.
- [27] Krauss, I., List, R., Janssen, P., Grau, S., Horstmann, T., Stacoff, A., 2012. Comparison of distinctive gait variables using two different biomechanical models for knee joint kinematics in subjects with knee osteoarthritis and healthy controls. *Clinical biomechanics* 27, 281–286.
- [28] Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2012. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems* 25, 1097–1105.
- [29] Leardini, A., Sawacha, Z., Paolini, G., Ingrosso, S., Nativio, R., Benedetti, M.G., 2007. A new anatomically based protocol for gait analysis in children. *Gait & posture* 26, 560–571.

- [30] LeCun, Y., Haffner, P., Bottou, L., Bengio, Y., 1999. Object recognition with gradient-based learning, in: *Shape, Contour and Grouping in Computer Vision*. Springer, pp. 319–345.
- [31] Li, Y., Zhu, Z., Kong, D., Han, H., Zhao, Y., 2019. EA-LSTM: Evolutionary attention-based LSTM for time series prediction. *Knowledge-Based Systems* 181, 104785.
- [32] Lim, H., Kim, B., Park, S., 2020. Prediction of lower limb kinetics and kinematics during walking by a single IMU on the lower back using machine learning. *Sensors* 20, 130.
- [33] Mundt, M., Koeppel, A., Bamer, F., Potthast, W., Markert, B., 2018. Prediction of joint kinetics based on joint kinematics using artificial neural networks. *ISBS Proceedings Archive* 36, 794.
- [34] Mundt, M., Koeppel, A., David, S., Bamer, F., Potthast, W., Markert, B., 2020a. Prediction of ground reaction force and joint moments based on optical motion capture data during gait. *Medical Engineering & Physics* 86, 29–34.
- [35] Mundt, M., Koeppel, A., David, S., Witter, T., Bamer, F., Potthast, W., Markert, B.,

- 2020b. Estimation of gait mechanics based on simulated and measured IMU data using an artificial neural network. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* 8, 41.
- [36] Mundt, M., Thomsen, W., Witter, T., Koeppe, A., David, S., Bamer, F., Potthast, W., Markert, B., 2020c. Prediction of lower limb joint angles and moments during gait using artificial neural networks. *Medical & biological engineering & computing* 58, 211–225.
- [37] Nair, V., Hinton, G.E., 2010. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines, in: *Icml*.
- [38] Neckel, N.D., Blonien, N., Nichols, D., Hidler, J., 2008. Abnormal joint torque patterns exhibited by chronic stroke subjects while walking with a prescribed physiological gait pattern. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation* 5, 19.
- [39] Nedergaard, N.J., Robinson, M.A., Drust, B., Lisboa, P., Vanrenterghem, J., 2017. Predicting ground reaction forces from trunk kinematics: a mass-spring-damper model approach. *ISBS Proceedings Archive* 35, 24.
- [40] Ngoh, K.J.-H., Gouwanda, D., Gopalai, A.A., Chong, Y.Z., 2018. Estimation of vertical ground reaction force during running using neural network model and uniaxial accelerometer. *Journal of biomechanics* 76, 269–273.

- [41] Niu, Z., Zhou, M., Wang, L., Gao, X., Hua, G., 2016. Ordinal regression with multiple output cnn for age estimation, in: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 4920–4928.
- [42] Oh, S.E., Choi, A., Mun, J.H., 2013. Prediction of ground reaction forces during gait based on kinematics and a neural network model. *Journal of biomechanics* 46, 2372–2380.
- [43] Oubre, B., Lane, S., Holmes, S., Boyer, K., Lee, S.I., 2021. Estimating ground reaction force and center of pressure using low-cost wearable devices. *IEEE transactions on bio-medical engineering*.
- [44] Perc, M., 2005. The dynamics of human gait. *European journal of physics* 26, 525-534.
- [45] Rastegarpanah, A., Scone, T., Saadat, M., Rastegarpanah, M., Taylor, S.J., Sadeghein, N., 2018. Targeting effect on gait parameters in healthy individuals and post-stroke hemiparetic individuals. *Journal of Rehabilitation and Assistive Technologies Engineering* 5, 2055668318766710.
- [46] Ren, L., Jones, R.K., Howard, D., 2008. Whole body inverse dynamics over a complete gait cycle based only on measured kinematics. *Journal of biomechanics* 41, 2750–2759.

- [47] Ren, L., Jones, R.K., Howard, D., 2005. Dynamic analysis of load carriage biomechanics during level walking. *Journal of biomechanics* 38, 853–863.
- [48] Rozumalski, A., Schwartz, M.H., 2011. The GDI-Kinetic: A new index for quantifying kinetic deviations from normal gait. *Gait & posture* 33, 730–732.
- [49] Shahabpoor, E., Pavic, A., 2017. Measurement of walking ground reactions in real-life environments: A systematic review of techniques and technologies. *Sensors* 17, E2085.
- [50] Vaughan, C.L, Davis, B.L, O'Connor, J.C., 1992, *Dynamics of human gait*, 2nd edition. Kiboho Publishers, Cape Town, South Africa.
- [51] Winiarski, S., Rutkowska-Kucharska, A., 2009. Estimated ground reaction force in normal and pathological gait. *Acta of Bioengineering and Biomechanics* 11, 53–60.
- [52] Winter, D.A., 2009. *Biomechanics and Motor Control of Human Movement*, 4th edition. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA, 112-116.
- [53] Winter, D.A., Robertson, D.G.E., 1978. Joint torque and energy patterns in normal gait. *Biological cybernetics* 29, 137–142.
- [54] Wu, N., Green, B., Ben, X., O'Banion, S., 2020. Deep transformer models for time series forecasting: The influenza prevalence case. *arXiv preprint arXiv:2001.08317*.
- [55] Zhou, J., Shan, Y., Liu, J., Xu, Y., Zheng, Y., 2020. Degradation tendency prediction

for pumped storage unit based on integrated degradation index construction and hybrid
CNN-LSTM model. *Sensors* 20, 4277.

[database] Kobayashi, Y., Hida, N., Nakajim, K, Fujimoto, M., Mochimaru, M., 2019, AIST
gait database 2019. <https://unit.aist.go.jp/harc/ExPART/GDB2019.html>

補足資料

キネマティクス算出について

本研究では、キネマティクス変量である関節角度、セグメント並進加速度、セグメント角加速度を計算した。このうち、関節角度およびセグメント角加速度配下のよう
に計算された。

一般に、2つの座標系の相対的な向きまたは関節角度を決定するために、複数の異なる手法が使用されている。投影角は、一方の座標系のベクトルをもう一方の座標系の直交面へ投影することにより作られる。例えば、Figure supplement 1 に示すように、座標系LCS''のベクトル y は、もう一方の座標系LCS'の各面に対して3つの投影角を持っている。つまり、LCS''の3つのベクトル(x'',y'',z'')の場合は、9つの投影角があることになる。しかし、このうち3つの角度のみが独立であり、他の角度は相互に依存している。したがって、空間におけるLCS''の方向は、回転自由度3となる3つの独立した投影角を用いることによって決定される。しかし、これらの角度または回転は、交換則が成り立たないため、特定の順序で行わなければならない。これには合計12通りの一連の回転がある。本研究では、重心から見た近位座標系に対する遠位セグメントの回転の順番が x,y,z となるカルダン角を用いて、関節角度、セグメント角度の算出を行った (Figure supplement 2)。この回転順では、第1の角度は α 、第2は β 、第3は γ で表され、 α が屈曲/伸展、 β が外転/内転、 γ は外旋/内旋となる。この方法により計算されたセグメント角度を2階微分することによりセグメント角加速度を計算した。

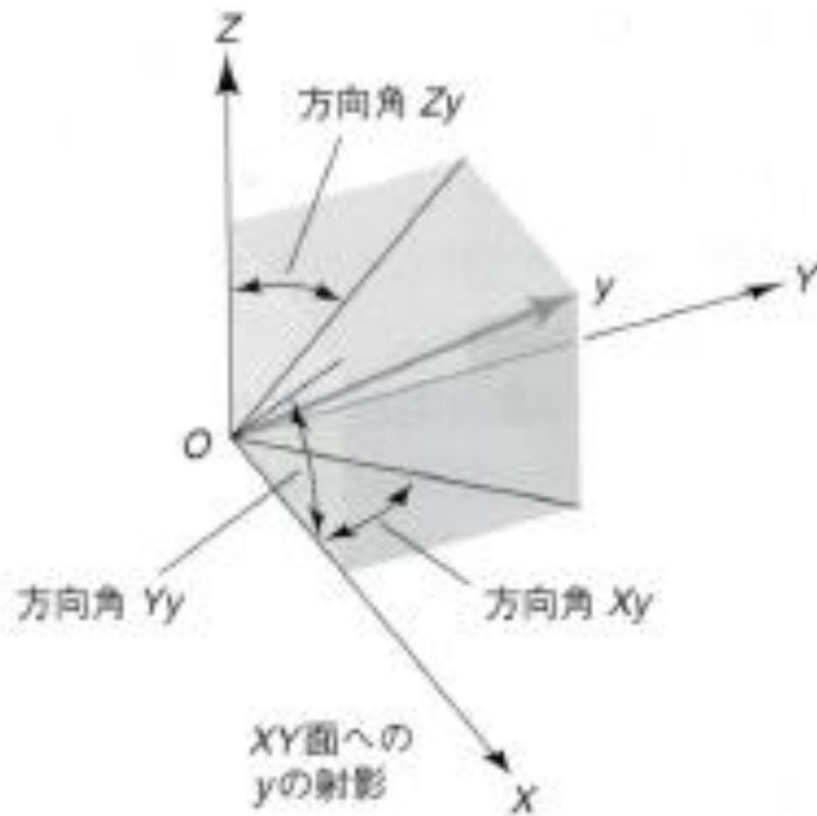


Figure supplement 1 The three projection angles of y in the ZX, ZY, and XY planes.
(身体運動のバイオメカニクス研究法, 2008 より引用)

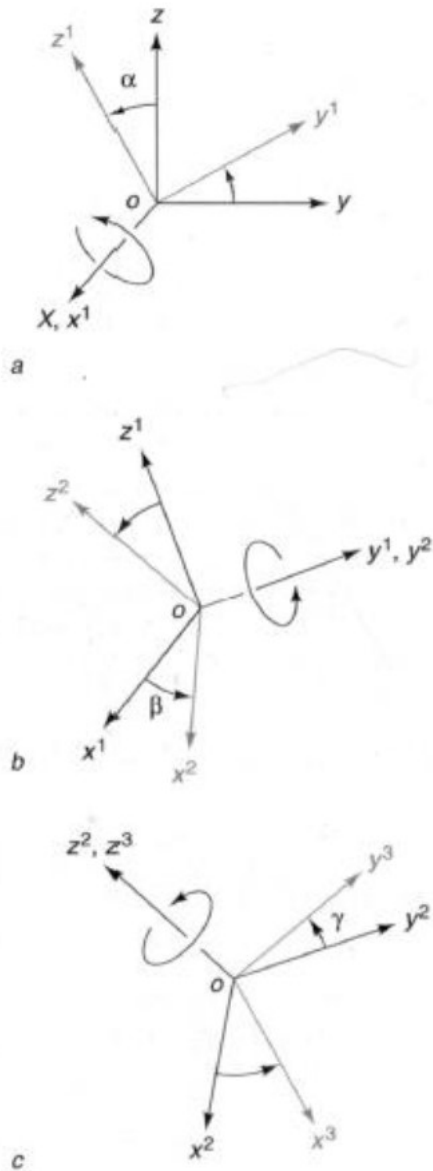


Figure supplement 2 The Order of rotation of Cardan angles.
 (a) around x-axis, (b) around y-axis, (c) around z-axis
 (身体運動のバイオメカニクス研究法, 2008 より引用)